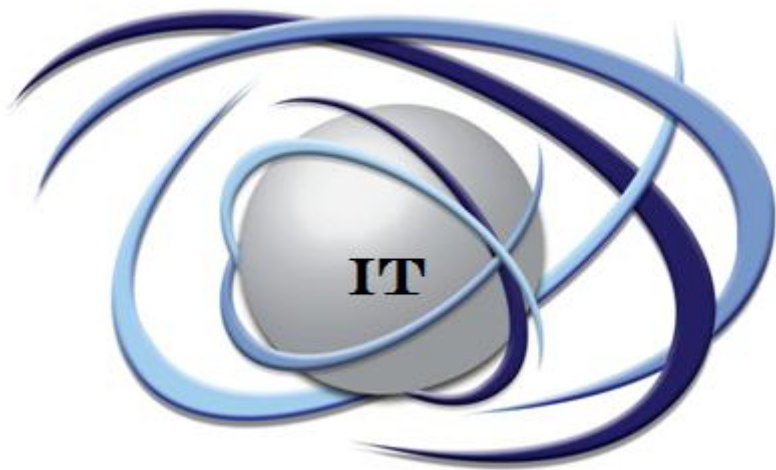


**А. І. Купін, Д. І. Кузнєцов**

**Інформаційна технологія для групової  
діагностики асинхронних електродвигунів  
на основі спектральних характеристик та  
інтелектуальної класифікації**



**Кривий Ріг  
ФОП Чернявський Д.О.  
2016**

**УДК 004.891.3+004.93.11**

**К 92**

**ББК 32.965**

Рекомендовано до друку вченою радою  
ДВНЗ «Криворізький національний університет»  
(протокол № 8 від 26.04.2016 р.)

Рецензенти:

**В. В. Ткачов**, завідувач кафедри автоматизації та комп'ютерних систем Державного вищого навчального закладу «Національний гірничий університет», д-р техн. наук, професор, заслужений діяч науки і техніки України.

**С. Ф. Теленик**, завідувач кафедри автоматики та управління в технічних системах Національного технічного університету України «КПІ», д-р техн. наук, професор.

**О. А. Смірнов**, завідувач кафедри програмування та захисту інформації Кіровоградського національного технічного університету, д-р техн. наук, професор.

**Купін А. І., Кузнєцов Д. І.**

**К 92** Інформаційна технологія для групової діагностики асинхронних електродвигунів на основі спектральних характеристик та інтелектуальної класифікації. – Кривий Ріг : Видавець ФО-П Чернявський Д. О., 2016. – 200 с.

**ISBN 978-617-7250-64-6**

Монографія присвячена вирішенню актуальної наукової задачі розробки інформаційної технології для групової діагностики асинхронних електродвигунів на основі інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень із використанням спектрального аналізу та апарата нейронних мереж такими шляхами: використання методу ідентифікації обладнання у електромережі на основі створення еталонного зразка роботи АД та порівняння його із поточним, використання нових складових вектора вхідних параметрів для інформаційної моделі СКІР, одночасного аналізу комплексу спектральних шумів досліджуваних об'єктів та можливості моніторингу поточного стану АД без зупинення технологічного процесу.

Книга розрахована на широке коло науковців, спеціалістів та аспірантів, які цікавляться застосуванням методів теорії прийняття рішень, машинного навчання та технологій паралельних обчислень у задачах технічної діагностики, і є корисною для викладачів і студентів вищих навчальних закладів зі спеціальностей за напрямом комп'ютерні науки.

**ББК 32.965**

**ISBN 978-617-7250-64-6**

**© А.І. Купін, Д.І. Кузнєцов, 2016**

**© Видавець ФО-П Чернявський Д.О.**

# ЗМІСТ

<b>Список скорочень.....</b>	<b>5</b>
<b>Передмова .....</b>	<b>6</b>
<b>Вступ .....</b>	<b>9</b>
<b>1. Постановка проблеми та задачі досліджень для створення інформаційної технології групової діагностики та розпізнавання поточного стану асинхронних електродвигунів .....</b>	<b>13</b>
1.1. Актуальність досліджень.....	13
1.2. Аналіз існуючих методів діагностики електрообладнання.....	15
1.3. Аналіз стану досліджень, засобів та методів спектральних залежностей діагностики та розпізнавання асинхронних електродвигунів.....	17
1.4. Аналіз стану існуючих методів прийняття рішень та класифікуючих систем.....	25
1.5. Аналіз існуючих розробок алгоритмів розпаралелювання навчання нейроструктур.....	29
1.6. Аналіз спектральних характеристик асинхронних електродвигунів в залежності від типу дефекту.....	34
1.7. Висновки до першого розділу.....	39
<b>2. Дослідження спектральних залежностей параметрів асинхронних електродвигунів.....</b>	<b>41</b>
2.1. Ідентифікація асинхронного електродвигуна у електромережі.....	41
2.2 Аналіз спектральних характеристик однакових асинхронних електродвигунів.....	47
2.3 Аналіз впливу якості споживаючої напруги на формування спектрального шуму електрообладнання.....	55
2.4 Критерій розпізнавання дефектів асинхронного електродвигуна для системи комп'ютерної підтримки рішень...	59
2.5 Перевірка на стаціонарність процесу моніторингу АД.....	63
2.6. Висновки до другого розділу.....	65

<b>3. Розробка методів моніторингу поточного стану групи асинхронних двигунів для системи комп'ютерної підтримки прийняття рішень.....</b>	<b>67</b>
3.1 Метод ідентифікації асинхронних електродвигунів в електромережі.....	67
3.2 Метод моніторингу спожитого струму електрообладнанням	84
3.3 Аналіз та запобігання факторів, що впливають на розпізнавання ад в електромережі.....	87
3.4 Інформаційна технологія групової діагностики асинхронних електродвигунів.....	97
3.5 Підвищення продуктивності інформаційної технології групової діагностики асинхронних електродвигунів.....	103
3.6. Висновки до третього розділу.....	106
<b>4.Розробка структури СКПР, її практична реалізація та випробування .....</b>	<b>108</b>
4.1. Загальна структура СКПР.....	108
4.2 Структура даних скпр моніторингу поточного стану ад	112
4.3 Аналіз запропонованих вдосконалених структурних схем СКПР.....	120
4.4 Структура підсистеми логічного виводу як частини СКПР	122
4.5 Підвищення продуктивності підсистеми логічного виводу як частини СКПР.....	126
4.6 Алгоритм функціонування СКПР.....	132
4.7 Впровадження запропонованих рішень.....	134
4.8 Висновки до четвертого розділу.....	151
<b>Підсумок .....</b>	<b>153</b>
<b>Додатки.....</b>	<b>156</b>
Додаток А. Розрахунок капітальних витрат на впровадження СКПР.....	156
Додаток Б. Лістинг програмного коду математичного ядра СКПР.....	158
<b>Список літератури.....</b>	<b>181</b>

## СПИСОК СКОРОЧЕНЬ

АД – асинхронний двигун;  
АЦП – аналогово-цифровий перетворювач;  
АЧХ – амплітудно-частотна характеристика;  
БД – база даних;  
БЗ – база знань;  
ЕОМ – електронно-обчислювальна машина;  
ЕРС – електрорушійна сила;  
ІТ – інформаційна технологія;  
ІнГЗК – Інгuleцький гірничо-збагачувальний комбінат;  
КЗР – коротко-замкнутий ротор;  
НМ – штучна нейронна мережа;  
НС – нечітка система;  
ОС – операційна система;  
ПЗ – програмне забезпечення;  
ПК – персональний комп'ютер;  
ПЛВ – підсистема логічного виводу;  
СКПР – система комп'ютерної підтримки рішень;  
СРЧ – система реального часу;  
ЦГЗК – Центральний гірничо-збагачувальний комбінат;  
ХЧ – характерна частота;  
ШПФ – швидке перетворення Фур'є;  
CPU – Central processing unit (центральний процесор);  
DSS – Decision Support Systems (система підтримки прийняття рішень);  
MPI – Message Passing Interface (інтерфейс передачі повідомлень);  
SQL – Structured Query Language (структурована мова запитів).

## ПЕРЕДМОВА

Сучасні існуючі методи, засоби та інформаційні технології цифрової діагностики та моніторингу асинхронних двигунів мають ряд недоліків внаслідок обмеженості використовуваних методів та алгоритмів, застарілості технологій. Також необхідно вдосконалювати існуючі та розробляти нові методи моніторингу та діагностування асинхронних двигунів з метою отримання параметрів, які забезпечували б високу швидкодію та якість їх обробки для отримання вчасних та достовірних результатів. Тому дуже важливим заходом є моніторинг поточного стану асинхронних електродвигунів шляхом використання інформаційних технологій з метою попередження аварійного стану та їх повного виходу з ладу. Аналіз свідчить, що на сьогодні практично відсутні ефективні наукові підходи в цьому напрямі.

Інформаційну технологію можна визначити як сукупність методів, виробничих процесів та програмно-технічних заходів, об'єднаних у технологічну послідовність, що забезпечує виконання інформаційних процесів з метою підвищення їхньої надійності та оперативності і зниження трудомісткості ходу використання інформаційного ресурсу.

За оцінками експертів використання сучасних інформаційних технологій, шляхом моніторингу поточного стану обладнання, дозволяє до мінімуму знизити збитки від негативних наслідків за рахунок раннього виявлення дефектів, що зароджуються. При цьому витрати на технічне обслуговування асинхронних електродвигунів можуть знизитися до 50 % у порівнянні із обслуговуванням «за графіком».

Книга складається зі вступу, чотирьох розділів та підсумку.

У першому розділі розглянуто типові структури інформаційно-діагностичних комплексів та функції інформаційно-програмного забезпечення. Проаналізовано актуальність створення інформаційних технологій для забезпечення процесу моніторингу поточного стану асинхронних електродвигунів. Виконано огляд існуючих методів технічної діагностики асинхронних електродвигунів та проаналізовано причини і види ушкоджень асинхронних двигунів (АД). Показано актуальність задачі визначення технічного стану АД у робочому режимі, що може призвести до зниження збитків від негативних наслідків його роботи в аварійних режимах за рахунок виявлення дефектів на ранніх стадіях.

У другому розділі виконано дослідження спектральних залежностей параметрів асинхронних електродвигунів. Розглянуто необхідність реалізації системи ідентифікації АД перед процесом моніторингу його поточного стану з метою підвищення якості розпізнавання аварійних режимів роботи та моніторингу АД у комплексі (декілька одиниць одночасно). Аналіз залежностей виникнення дефектів АД шляхом математичних та експериментальних досліджень показав ефективність використання струму в якості діагностичного параметра в інформаційній системі моніторингу АД, а також його універсальність, яка полягає в аналізі спектрального шуму двигуна з подальшою можливістю його використання у вигляді навчаючої вибірки для нейронної мережі з метою ідентифікації асинхронного електродвигуна у електромережі. Для підвищення показника ефективності інформаційної технології групового моніторингу поточного стану АД запропоновано використовувати статистичний корегуючий коефіцієнт.

У третьому розділі виконано розробку методів і моделей обробки інформації, які дозволяють автоматизувати процес

моніторингу поточного стану АД. Розроблено метод параметричної ідентифікації асинхронних двигунів у електромережі. Виконано аналіз впливу кількості характерних частот на час навчання у пакеті NeuroSolution з використанням структури багат шарового персептрону, мереж Кахонена та Хопфілда. Проведено дослідження з вибору оптимальної структури синапсних зв'язків нейронної мережі. Для розроблюваної системи моніторингу на основі розглянутих різновидів систем для побудови підсистеми логічного виводу запропоновано використання багаторівневої нечітко-нейромережевої гібридної системи, яка складається із підмереж нейромережевої та нечіткої логіки

У четвертому розділі наведено результати практичної реалізації нової інформаційної технології. Описано алгоритм створення програмного забезпечення та структуру даних БД і бази знань. Наведено результати промислових випробувань на підприємствах міста Кривий Ріг.

Автори висловлюють щиру подяку усім науковцям та колегам, які допомогли практично реалізувати ідеї та наукові розробки. Особисто хотілося б подякувати кандидату технічних наук, доценту О. І. Савицькому та Л. Б. Басюк за їх цінні поради, конструктивну критику та слушні зауваження.



## ВСТУП

На сьогоднішній день найбільшими споживачами електроенергії серед усього електроустаткування на промисловому виробництві є електродвигуни. Так, доля їх споживання від виробленої електроенергії, згідно з останніми дослідженнями, складає приблизно 75 % [1]. Основу парку електроприводів сучасних промислових підприємств та інших виробничих об'єктів складають багатофазні асинхронні двигуни. Асинхронні двигуни зарекомендували себе як надійні, витривалі та відносно дешеві електричні машини, впливова частка яких збільшилася після розвитку приводів з регульованою швидкістю обертання [2].

Даний вид двигунів досить поширений, про що свідчить те, що вони споживають до 40 % електроенергії, яка виробляється у світі [8]. При цьому 90 % даного виду обладнання являє собою коротко замкнуті асинхронні електродвигуни [9]. За статистикою на 2010 рік [10], у загальному виробництві України використовувалося не менше 50 млн одиниць трьохфазних АД напругою 0,4 кВ.

Як і будь-яке обладнання, електродвигуни у процесі своєї експлуатації піддаються дефектам, наприклад, пошкодження ротору або статора, що у свою чергу може призвести до тяжких наслідків, таких як вихід з ладу електродвигуна або зупинка технологічного процесу. І тому дуже необхідним є виявлення дефектів на ранніх стадіях, що може запобігти виникненню серйозних поломок та пошкоджень двигуна. Результатом неправильної роботи асинхронних електродвигунів є аварійні режими роботи, через що кожен рік виходять з ладу до 10 % використовуваних АД [9]. Приблизно 30-40 % всіх несправностей в асинхронних двигунах складають дефекти

статора, пошкодження елементів ротора – 10 %, пошкодження елементів підшипників – 40 %, інші пошкодження – 12 % [1]. Отже, зазначене вимагає наявності сучасних систем діагностики і моніторингу, зокрема із застосуванням інформаційних технологій.

Також робота сучасних підприємств та установ характеризується суттєвим нерівномірним енергоспоживанням, як за окремими годинами, так і за днями тижня. Із збільшенням нерівномірності електроспоживання збільшуються витрати на виробництво, передачу та перерозподіл енергії [3]. І саме тому має велике значення перерозподіл робочих навантажень для економної роботи систем електрообладнання в умовах існуючої тарифної сітки.

На сьогоднішній день існують досить поширені інформаційні технології, методи та засоби цифрової діагностики електрообладнання, зокрема асинхронних електродвигунів. Одним із перспективних варіантів розв'язання задач моніторингу та діагностики електрообладнання є використання спектр-струмової діагностики на основі використання апарата нейромереж. Нейронні мережі можна використати для розв'язання задач класифікації, зменшення рівня шуму, виділення параметрів та розпізнавання змістовних елементів цифрових сигналів з високою точністю і швидкодією. Тому дані задачі є складовою загальної проблеми цифрової обробки сигналів і на сучасному етапі вони важливі та актуальні.

Одним з поширених математичних підходів, який почав розвиватись з 1985 року, є спектральний як перспективний метод діагностики різних пошкоджень асинхронних двигунів. Спектральний аналіз базується на дослідженні та спостереженні повітряного зазору між статором та ротором, які відображаються на формі струму двигуна через зміну магнітної

складової у повітряному зазорі, яка у свою чергу викликає противо-ЕРС. Дані зміни в противо-ЕРС змінюють зону робочого струму в асинхронному двигуні [1]. Виконуючи швидко перетворення Фур'є для струму двигуна, можна отримати спектр струму для подальшої діагностики несправностей. ШПФ – математична операція, яка виділяє частотну інформацію з області часового сигналу та перетворює її в частотну область, де частотна область являє собою діаграму амплітуди сигналу у даній частоті [7].

Задачі моніторингу, або діагностування асинхронного електродвигуна, передувє задача ідентифікації, тобто можливості визначення конкретного двигуна із сукупності сигналів, які утворюються внаслідок роботи інших двигунів, різних перешкод тощо. Задачі ідентифікації та діагностики АД належать до задач класифікації, коли визначається приналежність вхідного набору даних з декількох раніше відомих класів електрообладнання або типів несправностей. Серед існуючих засобів класифікації даних достатньо поширеними є нейронні мережі, які характеризуються доброю стійкістю до шумів, прийнятним часом навчання, адаптованістю.

Недоліками існуючих методів, моделей, засобів та інформаційних технологій є неврахування конструктивних особливостей досліджуваного обладнання, які впливають на процес моніторингу поточного стану і знижують ймовірність розпізнавання дефектів, а також неможливість одночасного аналізу декількох досліджуваних об'єктів.

Таким чином, наукова задача досліджень полягає у розробці інформаційної технології для групової діагностики АД на основі інтелектуальної системи комп'ютерної підтримки рішень (СКПР) із використанням спектрального аналізу та апарата нейронних мереж. Задача є актуальною, оскільки її

вирішення забезпечить зменшення ймовірності роботи асинхронних двигунів у аварійних режимах, а також зменшення витрат на планове обслуговування.

На підставі цього у роботі були сформульовані такі завдання досліджень:

1. Проаналізувати відомі інформаційні технології, методи, моделі та засоби, покладені в основу побудови СКПР спектр-струмової діагностики, контролю й моніторингу. Зробити аналіз існуючих теорій та методів, необхідних для побудови інтелектуальної СКПР.

2. Виконати дослідження спектральних залежностей параметрів АД з метою виявлення найбільш інформативних параметрів, які необхідно використовувати для комп'ютерного аналізу поточного стану асинхронного електродвигуна при виникненні дефектів обмоток статора і ротора. Також виконати аналіз спектральних залежностей однакових АД.

3. Створити інформаційну технологію автоматизованого діагностування технічного стану АД, засновану на контролі параметрів робочого режиму, ідентифікації АД у електромережі та моніторингу поточного стану, для чого розробити: методику, алгоритмічне і програмне забезпечення, принципи побудови і структурну схему системи моніторингу поточного стану АД.

4. Розробити структуру СКПР, провести експериментальні дослідження якості роботи елементів комп'ютерної системи та техніко-економічне обґрунтування створення нових інформаційних технологій забезпечення автоматизованих випробувань асинхронних двигунів з метою підтвердження основних теоретичних і наукових результатів роботи.

# **1. ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ ТА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕНЬ ДЛЯ СТВОРЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ГРУПОВОЇ ДІАГНОСТИКИ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ПОТОЧНОГО СТАНУ АСИНХРОННИХ ЕЛЕКТРОДВИГУНІВ**

## **1.1. Актуальність досліджень**

Основу парку електроприводів сучасних промислових підприємств та інших виробничих об'єктів складають багатофазні асинхронні двигуни. Даний вид двигунів досить поширений, про що свідчить те, що вони споживають до 40 % електроенергії, яка виробляється у світі [8]. При цьому 90 % даного виду обладнання являє собою коротко замкнуті асинхронні електродвигуни [9]. За статистикою на 2010 рік [10], у загальному виробництві України використовувалося не менше 50 млн одиниць трьохфазних АД напругою 0,4 кВ.

У силу своєї популярності оптимальному використанню даних двигунів перешкоджає їхня висока пошкоджуваність, тому що АД розраховуються на строк служби 10-15 років без капітального ремонту, при умові їхньої правильної експлуатації, де під правильною експлуатацією розуміється їх робота у відповідності до номінальних параметрів, вказаних у паспорті двигуна [10]. Але, на жаль, у реальних умовах виробництва завжди відступають від номінальних режимів роботи: технологічні перенавантаження, незадовільні умови навколишнього середовища (завищена вологість та температура), неякісна мережа живлення, зниження опору ізоляції, порушення охолодження.

Результатом неправильної роботи електроприладів є аварійні режими роботи АД, через що кожен рік з ладу виходять до 10 % використовуваних електродвигунів [9].

Вихід з ладу електродвигуна може спричинити до складних та тяжких аварійних ситуацій, що у свою чергу може призвести до значних матеріальних втрат, пов'язаних із простоями технологічних процесів підприємства, ліквідацією наслідків аварії та ремонтом електродвигуна. Аналіз [7, 14] свідчить про відсутність або надмірну вартість ефективних підходів щодо діагностики АД.

Тому дуже важливою задачею в умовах сучасних підприємств є розробка інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень з метою постійного (у реальному часі) моніторингу поточного стану електрообладнання і, у випадку виявлення технологічного збою в його роботі, діагностування дефектів.

Як свідчить статистика, в середньому ремонт двигуна потужністю до 1 кВт обходиться у 5-6\$, а ремонт більш потужної машини обійдеться дорожче у стільки ж разів, у скільки вона потужніша за дану [11], а також неправильна робота двигуна може призвести до підвищеного енергоспоживання та збільшення споживання реактивної потужності.

Тому є дуже актуальною задача автоматизації процесу моніторингу технологічних процесів на підприємствах шляхом діагностування електрообладнання у робочому режимі, що може призвести до зниження збитків від негативних наслідків роботи АД за рахунок виявлення дефектів на ранніх стадіях. Наприклад, у різних галузях промисловості витрати на планове обслуговування можуть досягати у середньому від 6 до 18 % від випущеної продукції та до 30% зниження експлуатаційних затрат [27]. Також, приблизно 50% планових обслуговувань виконуються без фактичної необхідності, крім того вони можуть призвести до виникнення нових поломок та

дефектів, і відбувається заміна різних вузлів та деталей ще з досить великим залишковим ресурсом роботи [28].

Використання сучасних засобів і методів аналізу та контролю технічного стану електрообладнання дозволяє впроваджувати інформаційну технологію обслуговування електрообладнання «у реальному часі», тобто проводити моніторинг поточного стану АД та, відповідно, ремонт двигуна у залежності від його поточного стану. Одним із таких засобів є СКПР, які дозволяють у зв'язку «людина → ЕОМ → електрообладнання» на досить ранніх стадіях діагностувати можливі несправності.

Найголовнішою задачею інформаційної технології діагностики АД є їх ідентифікація на фоні перешкод, створюваних іншими електродвигунами або електроустаткуванням чи шумами самої електромережі. Дана задача є досить складною, і тому для її вирішення необхідно використовувати різні типи [10] інформаційних систем обробки інформації у комплексі (нейронні мережі та нечітку логіку, одночасно декілька різних експертних систем тощо).

Отже, метою даних досліджень є розробка інформаційної технології для комп'ютерної системи прийняття рішень, що здатна адекватно та швидко реагувати на зміни в роботі досліджуваних АД в процесі моніторингу робочих режимів їх роботи. СКПР повинна відповідати існуючим нормам і критеріям продуктивності та швидкодії.

## **1.2. Аналіз існуючих методів діагностики електрообладнання**

У процесі створення інформаційної технології моніторингу поточного стану АД було проаналізовано існуючі мето-

ди та засоби діагностування електродвигунів. Зокрема, найпоширенішими методами діагностування є [4]:

- вібраційний спосіб оцінки технічного стану електродвигуна, за яким реєструють та аналізують сигнал, який створює вібрація приладу. За отриманими даними аналізують форму та амплітуду отриманого сигналу і, порівнюючи її із значеннями попередніх вимірів, оцінюють можливість подальшої роботи двигуна;

- спосіб моделювання, який включає в себе етап розробки комп'ютерної моделі двигуна, з'єднання з устаткуванням за допомогою великої кількості датчиків. За отриманими даними робочих сигналів двигуна обчислюються рівняння стану у часі, яке у свою чергу, порівнюється із рішенням моделі, і на основі різниць рішень визначається, чи є несправність у двигуні;

- спектр-струмовий аналіз, спосіб діагностики двигунів та пов'язаних з ними механічних приладів, у яких протягом заданого інтервалу часу відбувається запис значень струмів, які споживає двигун. З отриманих значень виокремлюють характерні частоти для даного електродвигуна, перетворюють отриманий сигнал з аналогової форми у цифрову, а потім здійснюють спектральний аналіз із отриманого сигналу та порівняння значень амплітуд на характерних частотах з рівнем сигналу на електромережі.

Серед розглянутих методів спектр-струмовий аналіз є найбільш перспективним та оптимальним методом, тому що він дозволяє досліджувати двигун не тільки безпосередньо під'єднавшись до нього (перші два способи), а й під'єднавшись до системи живлення. При спектр-струмовому аналізі найчастіше використовують пряме перетворення



Фур'є для отримання, наприклад, амплітудно-частотної характеристики електродвигуна навіть у реальному часі [12].

При використанні спектр-струмового аналізу в процесі створення інформаційної технології моніторингу поточного стану АД необхідно вирішувати задачі ідентифікації та діагностики електродвигунів. Дані задачі належать до задач класифікації, коли визначається приналежність вхідного набору даних з декількох раніше відомих класів електродвигунів або типів несправностей. Серед існуючих засобів класифікації даних достатньо поширеними є нейронні мережі, які характеризуються доброю стійкістю до шумів, прийнятним часом навчання, адаптованістю.

Спектр-струмовий метод у силу своєї відносної новизни є досить актуальним та перспективним, адже дозволяє використовувати інформаційну технологію діагностування та моніторингу поточного стану електрообладнання без безпосереднього під'єднання до нього датчиків, наприклад, як у вібраційному способі.

Також при розробці СКПР моніторингу поточного стану групи АД в основу покладено системи розпізнавання обладнання, одним із варіантів рішення задач класифікації та розпізнавання є використання апарату нейронних мереж [10, 20, 36].

### **1.3. Аналіз стану досліджень, засобів та методів спектральних залежностей діагностики та розпізнавання асинхронних електродвигунів**

Спектральний аналіз – це метод обробки різноманітних сигналів, який дозволяє виявляти частотний склад сигналу. Головним критерієм визначення інформаційною системою можливих несправностей є виявлення підвищених амплітуд

вібрації, значень струму на частотах, що збігаються із частотами можливих ушкоджень елементів, резонансних частотах деталей, на частотах протікання робочого процесу. Комп'ютерний аналіз даних частот допомагає виявити й ідентифікувати несправність на ранніх стадіях її зародження й розвитку [13].

На сьогоднішній день існує два способи опису сигналу: у частотній та часовій області (рис. 1.1).

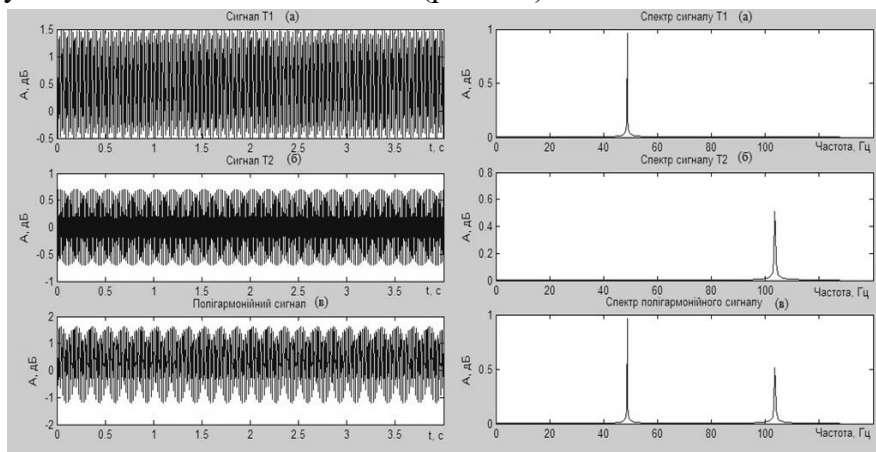


Рис. 1.1. Поточні сигнали струму та їхні спектри: а) гармонійні коливання з періодом  $T1$ ; б) гармонійні коливання з періодом  $T2$ ; в) полігармонійний сигнал.

Вимірювання на конкретній частоті може дати інформацію про ту чи іншу несправність. Розв'язання задач спектрального аналізу можливе при використанні перетворення Фур'є, а для пришвидшення процесу обчислення та комп'ютерного аналізу використовують швидке перетворення Фур'є. Даний метод дозволяє визначити вклад окремих складових спектра струму у загальну картину сигналу. Сигнал струму, який у часовій області представляється у вигляді амп-

літуди  $x(\omega)$ , можна отримати у вигляді розподілення амплітуд у частотній області  $x(f)$ :

$$x(\omega) = a_0 / 2 + a_1 \cos \omega t + a_2 \cos 2\omega t + \dots + a_n \cos n\omega t + \dots + b_1 \sin \omega t + \dots + b_n \sin n\omega t, \quad (1.1)$$

де  $a_0, a_1, a_2, a_n, b_1, b_2, b_n$  – амплітуди складових компонентів струму,  $\omega$  – кутова швидкість оборотної частоти коливань,  $n$  – число складових струму [14].

Спектр-струмовий аналіз є досить популярним методом при визначенні несправностей в АД. Зокрема дослідження у даному напрямі представлені у ряді готових виробів та прототипів, зокрема найбільш потужними приладами та розробками є:

1. Апаратно-програмний комплекс для виконання робіт із діагностики стану й умов роботи електричної та механічної частини електродвигунів і пов'язаних з ними механічних пристроїв на основі спектрального аналізу сигналів споживаного електродвигуном струму, розроблений Петуховим В.С. [1]. Даний комплекс робить аудит стану й умов роботи електричної й механічної частини електродвигунів і пов'язаних з ними механічних пристроїв, на основі спектрального аналізу сигналів споживаного електродвигуном струму. Блок-схема комплексу представлена на рис. 1.2.

До складу комплексу входять роз'ємний струмовий датчик з лінійною частотною характеристикою, кондиціонер сигналу (фільтр низьких частот, що перешкоджає появі помилкових частот сигналів (aliasing) при їхній дискретизації (9), аналого-цифровий перетворювач, персональний комп'ютер з необхідним програмним забезпеченням для збору й обробки інформації [1].

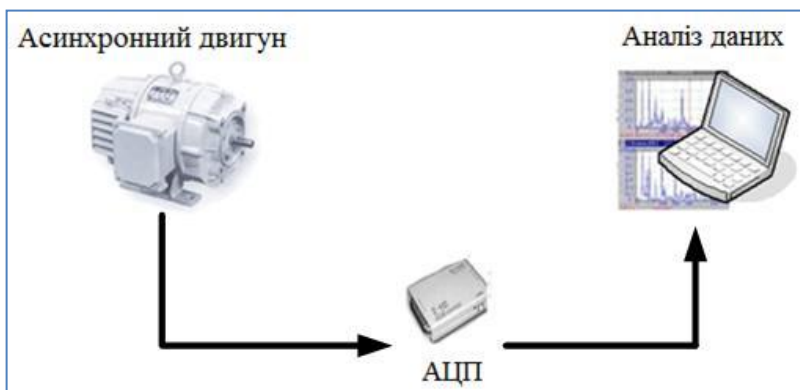


Рис. 1.2. Блок-схема діагностичного комплексу

Запис сигналів струму здійснюється протягом часу, необхідного для виконання спектрального аналізу з дозволом за частотою не менш 0.01-0.02 Гц.

Відцифровані АЦП дані передаються до ПК, де виконується обробка отриманих даних, визначається частота обертання двигуна і число стрижнів його ротора, потім виконується спеціальний спектральний аналіз сигналу струму.

2. Система діагностики електродвигуна постійного струму на основі NI CompactRio. Дана система містить такі можливості: вимірювання температури за допомогою термопари та модулю NI cRIO-9211; визначення частоти спожитого струму та напруги, використовуючи безконтактний датчик струму NI cRIO-9201; управління роботою двигуна по алгоритму ПІД-регулювання з використанням широтно-імпульсної модуляції. Дані вимірювань заносяться у базу даних, також вони доступні on-line з будь-якого комп'ютера по Ethernet або через web-інтерфейс [15].

3. МСЕ – портативний і всебічний діагностичний прилад, МСЕ пристрій з найбільш повними можливостями для статичного тестування електродвигунів (рис. 1.3) [16].



Рис. 1.3. Зовнішній вигляд приладу МСЕ

Даний виріб дозволяє ретельно аналізувати двигун і його зв'язаний контур, ідентифікувати електричні дефекти, які можуть не виявлятися за допомогою більш традиційних технологій превентивного обслуговування. За допомогою серій якісних, але не руйнуючих тестів МСЕ забезпечує раннє виявлення високого опору з'єднань, деградації ізоляції, дефектів статора, дефектів ротора, ексцентриситету повітряного зазору. Статична методика діагностування устаткування дозволяє робити моніторинг стану під час виведення електрообладнання з роботи для гарантії надійної роботи електродвигуна.

4. Прилад AMTest-2 призначений для оперативного контролю технічного стану електричних машин різного виконання. За допомогою даного приладу в режимі моніторингу контролюється вібраційний стан, параметри енергоспоживання, проводиться діагностика стану електродвигуна, також в цьому присутні функції контролю електричних машин постійного струму, що стосуються діагностики стану обмотки ротора (якоря) і колекторного апарата (рис. 1.4) [17].

Важливою функцією приладу є можливість дослідження трифазної живлячої напруги, струмів, спожитих у фазах контрольованого електродвигуна. При цьому контролюється не

тільки рівень, але й несиметрія трифазних параметрів, рівень гармонік у напругах і струмах, споживана електродвигуном потужність.



Рис. 1.4. Зовнішній вигляд приладу AMTest-2

У результаті за допомогою одного приладу марки AMTest-2 можна контролювати технічний стан: синхронних генераторів і електродвигунів, асинхронних електродвигунів, генераторів і двигунів постійного струму.

5. Комплексний метод діагностики асинхронних електродвигунів на основі використання штучних нейронних мереж [18]. В основі даного методу є використання програмно-апаратного комплексу (рис. 1.5), що складається з комп'ютера та цифрового пристрою-посередника, що робить необхідні виміри і передає їх у комп'ютер. У якості вимірюваних електричних величин можуть бути оперативний струм, спожита потужність та ін. Програма, виконувана на комп'ютері, повинна у свою чергу певним чином обробити вхідну інформацію й визначити найбільш імовірний вид ушкодження працюючого електродвигуна або зробити висновок про його справність.

Цей метод найбільш ефективний, тому що дозволяє зберігати на комп'ютері більші бази даних з інформацією про

відслідковування динаміки ушкоджень електродвигуна з наступним прогнозуванням виходу його з ладу.

Також за допомогою спектр-струмового методу можливо відслідковувати відносну спожиту електроенергію того чи іншого електродвигуна. Однією із існуючих та запроваджених технологій є система моніторингу енергоспоживання типу «Energoauditor» [19]. У результаті її впровадження можливо економити до 30 % теплової та 15-20 % електроенергії. В основі даної системи є безперервний моніторинг в автоматичному режимі загальнодоступних технічних ресурсів (електролічильники, стандартні ЕОМ, датчики та ін.). Дана система дозволяє здійснювати контроль за споживанням теплової та електроенергії, а також управління на великій віддаленості об'єктів один від одного, а результати моніторингу подаються у вигляді таблиць та графіків. Дана система не використовує спектр-струмовий метод.



Рис. 1.5. Структура програмно-апаратного комплексу

Іншою інформаційною системою автоматизованого контролю та моніторингу енергоспоживання є програмно-апаратний комплекс фірми InlineGroup [20], який складається зі спеціалізованого електролічильника «Меркурій-230», та програмного забезпечення компанії ПРОСОФТ. Дана система

дозволяє проводити аналіз спожитої електроенергії у масштабах населеного пункту, що охоплює близько 100 будинків.

Досить потужною системою моніторингу енергоспоживання є система контролю «САТКОН-А» компанії «Сучасні технології» [21], яка дозволяє оперативно визначати небаланс за кожною фазою, контроль за обривом лінії, станом запобіжників, передачі первинної та аналітичної інформації до датчиків перетворення інформації.

Також теоретичному та практичному дослідженню спектральних залежностей енергоспоживання присвячені роботи вітчизняних авторів: Д.В. Полковніченко, Д.Й. Родькін, Т.А. Желдак, О.П. Чорний, А.О. Ткаченко, В.А. Сидоров, В.С. Петухов, О.М. Швець, іноземних авторів: В.Т. Томсон, В. Торсен, М. Далва, А. Садегіан та інші.

Отже, у результаті аналізу вищезазначених робіт було виявлено, що при створенні інформаційної технології моніторингу поточного стану АД, при діагностуванні несправностей обмоток статора і ротора, у тому чи іншому ступені погіршується синусоїдальність та симетричність струмів напруг у фазах, відбувається погіршення робочих характеристик та енергетичних показників двигуна, починає виникати шум, вібрації. У свою чергу, з метою визначення можливого дефекту двигуна, необхідно виконувати комп'ютерний аналіз спожитого струму електродвигуном шляхом розкладу його на відповідні складові.

Усі розглянуті розробки та програмно-апаратні комплекси мають декілька головних недоліків, а саме:

- безпосереднє та постійне під'єднання датчиків для зняття інформації до досліджуваних АД;
- неможливість одночасного діагностування та розпізнавання декількох АД;



у більшості випадків для отримання результату необхідно використовувати спеціаліста.

#### **1.4. Аналіз стану існуючих методів прийняття рішень та класифікуючих систем**

Управління сучасним підприємством потребує використання перспективних та ефективних методів, оснований на базі сучасних досягнень, інформаційних технологій, методів штучного інтелекту та різних наукових розробок у сфері прийняття рішень. І тому при управлінні сучасним виробництвом необхідно використовувати ефективні методи підтримки рішень на всіх щаблях його функціонування. Створення інтелектуальної системи підтримки рішень, яка може забезпечити працівника проаналізованою інформацією, варіантами рішень, є досить складною та актуальною задачею.

Методи прийняття управлінських рішень – це конкретні способи цільового вибору з безлічі альтернатив найбільш прийняттого варіанту рішення проблеми [22]. Існують такі методи, що використовуються для прийняття управлінських рішень:

1. Прості методи прийняття рішень (методи, які не вимагають застосування розвиненого математичного апарата).
2. Декомпозиція (подання складної проблеми як сукупності простих питань).
3. Діагностика (пошук у проблемі найбільш важливих деталей, які вирішуються в першу чергу; використовується при обмежених ресурсах).
4. Методи експертних оцінок.
5. Математичні методи аналізу експертних оцінок: методи середніх балів, метод середніх арифметичних рангів, метод

медіан рангів, метод узгодження кластеризованих ранжировок.

6. Метод неспеціаліста (питання вирішується особами, які ніколи не займалися даною проблемою, але є фахівцями в суміжних областях).

7. Методи оптимізації.

8. Імітаційне моделювання.

9. Метод теорії імовірності.

10. Метод теорії ігор (завдання вирішуються в умовах повної невизначеності).

11. Метод аналогій (пошук можливих рішень проблем на основі запозичення з інших об'єктів керування).

12. Метод теорії графів (рішення транспортних завдань, завдань про призначення, вибору найкоротшого шляху, календарно-мережного планування й керування, завдань розміщення, розподілу ресурсів на мережах тощо).

Задачі моніторингу та аналізу поточної роботи електродвигуна передусє задача ідентифікації електродвигуна, що належить до задач класифікації. Тобто це формалізована задача, у якій міститься деяка множина об'єктів, розподілених на класи. Задана кінцева множина об'єктів, для яких відомо, до яких класів вони належать. Дана множина називається вибіркою. Класова приналежність інших об'єктів невідома. Необхідно побудувати алгоритм, який здатний класифікувати випадковий об'єкт з вихідної множини.

Для задач класифікації використовуються різні методи. Найбільш популярними методами є:

- класифікація за допомогою дерев рішень – основним недоліком даного методу є те, що використання даного алгоритму засновано на евристичних алгоритмах, що призводить до неможливості забезпечення оптимальності усього дерева

загалом. Також, внаслідок використання даного методу можуть виникати досить складні конструкції, які недостатньо повно представляють дані;

- баєсовська класифікація – даний метод не дозволяє безпосередньо оброблювати вхідні змінні, потрібне їх перетворення до інтервальної шкали. На результат класифікації впливають тільки індивідуальні значення вхідних змінних, комбінований вплив значень різних атрибутів та властивостей не враховується;

- класифікація за допомогою штучних нейронних мереж – до основних недоліків можна віднести те, що досить важко оцінити статистичну значимість отримуваних результатів у процесі навчання прогностичних моделей, а також те, що нейронна мережа при значних об'ємах обробки даних потребує великі обчислювальні потужності з метою зменшення часу навчання;

- класифікація методом опорних векторів – до основних недоліків можна віднести те, що немає чітких критеріїв вибору ядра, значний час навчання системи класифікації, мала кількість параметрів для налаштування;

- статистичні методи, зокрема лінійна регресія – до основних недоліків можна віднести те, що моделі, які мають невелику складність, можуть стати неточними, а моделі, які навпаки мають велику складність, можуть стати перенавченими;

- класифікація за допомогою методу найближчого сусіда – до основних недоліків даного методу можна віднести те, що при використанні методу виникає необхідність повного перебору навчаючої вибірки при розпізнаванні, що призводить до значних обчислювальних затрат. Також даний метод не створює ні моделей, ні правил, узагальнюючих попереднє

опитування, а лише базується на базі попередніх історичних даних;

- класифікація CBR-методом – до основних недоліків даного методу можна віднести те, що метод використовується в галузях, де виконується принцип регулярності і має місце повторюваність видів задач, а також збереження знань без узагальнення, та складність і неспецифічність процесів пошуку подібних випадків та адаптації рішення;

- класифікація за допомогою генетичних алгоритмів – до основних недоліків даного методу можна віднести те, що вони погано масштабовані під складність розв’язуваної задачі та в багатьох задачах генетичні алгоритми мають тенденцію сходитися до локального оптимуму та до суперечливих точок, замість глобального оптимуму для даної задачі.

Отже, найбільш оптимальним методом ідентифікації об’єкта дослідження в електромережі є класифікація за допомогою нейронних мереж, адже інтелектуальні системи на основі штучних нейронних мереж дозволяють із успіхом вирішувати проблеми розпізнавання образів, виконання прогнозів, оптимізації, асоціативної пам’яті й керування [23]. Традиційні підходи до рішення цих проблем не завжди дають необхідну гнучкість.

Для створення можливості безперервного оперативного моніторингу поточного стану асинхронних електродвигунів можна використовувати інформаційні системи комп’ютерної підтримки рішень. Дані системи являють собою інструменти (апаратні та програмні) які здатні допомогти оператору на підприємстві прийняти правильне та вчасне рішення.

На сьогоднішній день всі існуючі СКПР можна умовно поділити на зосереджені та розподілені. До зосереджених належать системи підтримки прийняття рішень, розташовані

фізично та функціонально на одному обчислювальному вузлі. Дані системи можуть включати до свого складу експертні системи, системи оцінки прийнятих рішень, моделюючі та прогнозуючі програми тощо.

Розподілені СКПР розподіляються фізично або функціонально та складаються з однієї або декількох експертних систем, пов'язаних між собою інформаційно, які дозволяють оцінити одну й ту саму ситуацію з різних точок зору.

Таким чином, при створенні інтелектуальної СКПР перш за все необхідно вирішувати задачу ідентифікації електродвигуна в електромережі. Дана задача належить до класу задач класифікації. Серед розглянутого різноманіття методів вирішення задач класифікації найбільш оптимальним, з точки зору часу навчання та кількості оброблюваних параметрів, є апарат штучних нейронних мереж, який у свою чергу дозволяє пришвидшити час навчання за рахунок використання паралельних алгоритмів навчання, що дасть змогу зменшити час відгуку СКПР.

### **1.5. Аналіз існуючих розробок алгоритмів розпаралелювання навчання нейроструктур**

У наш час кількість задач, які потребують для свого вирішення потужних обчислювальних ресурсів, постійно збільшується, тому що через велике розповсюдження обчислювальної техніки досить сильно збільшився напрям чисельного моделювання та експерименту. Чисельне моделювання дозволяє вивчати явища, які є досить складними дослідами аналітичних методів. Також чисельний експеримент дозволив значно здешевити процес наукового та технологічного пошуку [24].

Потужності сучасних комп'ютерів достатньо для вирішення ряду простих задач, але при вирішенні більш складних

задач, або задач, які оперують великою кількістю даних, її недостатньо. Тому для збільшення обчислювальної потужності сучасних комп'ютерних систем широко розповсюджені паралельні та розподілені обчислення.

Ідея розпаралелювання полягає у тому, що практично більшість задач може бути розділена на менші за обсягом та складністю задачі і ті які у свою чергу можуть обчислюватися одночасно.

Паралельні обчислювальні системи являють собою комп'ютери або програмні комплекси, які можуть реалізовувати тим чи іншим чином паралельну обробку даних та команд на багатьох обчислювальних вузлах. Наприклад, знаходження суми рядків  $n$ -мірної матриці на 4-х процесорній системі шляхом ділення масиву на 4 частини.

На сьогодні існує два основних підходи до розпаралелювання обчислень, а саме: одно-потоківий та багато-потоківий паралелізм. Одно-потоківий паралелізм полягає у паралельному виконанні операцій у середині одного потоку. Даний паралелізм є характерною особливістю сучасних мікропроцесорів. У основі багато-потоківого паралелізму є використання одночасно декількох потоків для досягнення паралельного виконання операцій. Для створення даного виду паралелізму необхідно використовувати системи з декількома процесорами або процесорними ядрами.

Іншим шляхом підвищення продуктивності обчислень є розподілені обчислення. В основі даних систем є об'єднання комп'ютерів у одну комп'ютерну систему з подальшим її використанням у якості паралельної обчислювальної системи. Однією з найбільших переваг таких систем перед локальними суперкомп'ютерами є майже необмежена можливість масштабування. Прикладами таких систем є кластери.

Відомо, що в основі будь-якого алгоритму навчання лежить знаходження суми ваг нейронів, тому даний вид задач є добре розпаралелюваним. Також потрібно сказати, що на сучасному етапі розвитку та побудови нейронних мереж існує велика кількість нейроемуляторів, як безкоштовних, так і досить дорогих, але всіх їх об'єднує те, що швидкість їхньої роботи та об'єм оброблюваних даних невеликі. Навчання нейромережових структур, особливо при розв'язанні складних задач, потребує значних затрат апаратних ресурсів та, найголовніше, часу. А зменшення часу навчання призводить до збільшення вирішення поставлених задач, а разом із цим – до збільшення продуктивності нейромережових структур.

Сьогодні питання розробки паралельних варіантів алгоритмів навчання нейромереж є досить актуальним та поширеним, зокрема найбільш яскравими прикладами є:

1. Паралельна нейронна мережа з віддаленим доступом на базі розподіленого кластера ЕОМ [25]. В основу алгоритму навчання нейромережі закладений алгоритм зворотного поширення помилки. Модуль навчання являє собою програму, яка в якості вхідних даних отримує набір векторів «відомий вхід – відомий вихід», а також ряд керуючих параметрів. Найважливіші з них – кількість прихованих нейронів, темп навчання, критерій зупинки рахунку тощо. Також можливий вибір виду алгоритму, при цьому необхідно задати значення додаткових керуючих параметрів. Під час роботи модуля через задану кількість ітерацій або на вимогу користувача відбувається передача даних від сервера до клієнта, які потім подаються користувачу в текстовому і / або графічному вигляді за допомогою Web-інтерфейсу.

Нейросервер розміщений на розподіленому обчислювальному кластері Інституту теоретичної фізики ім. Л.Д. Лан-

дау. Кластер являє собою локальну обчислювальну підмережу з машин класу Pentium II / III – 300-800 МГц. Кількість машин в кластері – 10, половина з них – 2-х процесорні, сумарна теоретична продуктивність – 10 Гфлопс, швидкість передачі даних в мережі – 100 Mbps (комутований FastEthernet). Операційна система – FreeBSD.

Для типової тестової задачі (5 входів, 5 виходів, 15 прихованих нейронів на одному проміжному шарі (250 синапсів), 1000 векторів для навчання) продуктивність навчання нейромережі на одиночному процесорі (P-III/450MHz) склала 1,6 MCUPS. Завдання, що виконується на 2-х процесорах двохпроцесорної машини з використанням MPI, дає продуктивність 3,0 MCUPS. При використанні всіх процесорів кластера ІТФ продуктивність становить до 16-18 MCUPS.

2. Розпаралелювання нейроалгоритмів розпізнавання мови на обчислювальних архітектурах OPENMP і CUDA [26]. При вирішенні задачі ідентифікації об'єкта на основі використання технології нейронних мереж найбільш повільною ділянкою цього ланцюга є нейронна мережа, так як для точного розпізнавання потрібно досить велике число нейронів (в одному тільки вхідному шарі для вилучення лише інформативної частини спектра, без урахування інтонації, необхідно близько 50-100 нейронів). У той же час, щоб знайти вихід одного нейрона, необхідно обчислити зважену суму всіх його входів і значення порогової функції. Для обчислення зваженої суми необхідно зробити число множень і додавань відповідно до числа вхідних каналів. Після цього обчислити значення порогової функції, а це, в залежності від складності самої функції, від однієї операції порівняння до декількох математичних операцій.



Але так як усі нейроалгоритми є добре розпаралелюваними, виходи нейронів одного шару можуть обчислюватися одночасно. Отже, нейронна мережа може бути ефективно розпаралелена, що дозволить досягти високої швидкодії.

У якості нейромережі було використано нейронну мережу зі зворотним поширенням помилки. Входи кожного нейрона такої мережі є виходами всіх нейронів попереднього шару. Мережа задається числом шарів, числом нейронів в кожному шарі, числом входів і вектором вагових коефіцієнтів.

Тестування відбувалося на створеній чотиришаровій мережі з 400 входами і 454, 300, 150, 41 нейронами в кожному шарі відповідно. У якості входних даних опрацьовувалися файли, що містять 1 пакет мовних сигналів, 10, 100, 1000 і 10000 відповідно. Порівняльний аналіз результатів експериментів на різних архітектурах представлено на рис. 1.6.

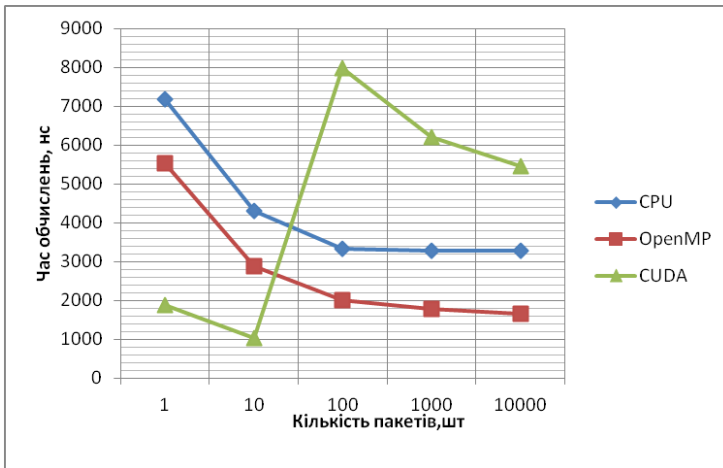


Рис. 1.6. Результати обчислень

Як видно, чим більше обсяг даних, тим вище приріст продуктивності. Це пояснюється тим, що на породження потоків (у разі OpenMP) і на копіювання даних у відеопам'ять (у разі CUDA) також витрачається час [29].

Отже, розпаралелювання може бути ефективним лише в тих завданнях, в яких є необхідність обробляти великі обсяги даних, наприклад, в інформаційній технології групового моніторингу поточного стану АД.

### **1.6. Аналіз спектральних характеристик асинхронних електродвигунів в залежності від типу дефекту**

При створенні інформаційної системи, завданням якої є моніторинг та аналіз стану робочих режимів електродвигунів у реальному часі, в якості критерію оцінки стану двигуна необхідно обрати ознаки, які характеризують наявність тих чи інших дефектів або пошкоджень.

Так як майбутня експертна система повинна аналізувати поточний стан електрообладнання у реальному часі і вчасно повідомляти про це оператору, у випадку виникнення передаварійних станів двигунів, було обрано пошкодження, які не призводять до повного виходу з ладу обладнання. Такі дефекти спричиняють тільки подальше руйнування конструкції, що призводить, наприклад, до збільшеного енергоспоживання, вібрації тощо.

На сьогоднішній день можна виділити найпоширеніші основні типи дефектів електродвигунів [1]:

1. Перевантаження і перегрів статора електродвигуна – 31 %.
2. Міжвиткове замикання – 15 %.
3. Пошкодження підшипників – 12 %.
4. Пошкодження обмоток статора або ізоляції – 11 %.
5. Нерівномірний повітряний зазор між статором і ротором – 9 %.
6. Робота електродвигуна на двох фазах – 8 %.

7. Обрив або ослаблення кріплення стрижнів білячої клітки – 5 %.
8. Ослаблення кріплення обмоток статора – 4 %.
9. Дисбаланс ротора – 3 %.
10. Неспіввісність валів – 2 %.

У загальному випадку масову частку пошкоджень ротора, статора та механічної частини електродвигуна можна продемонструвати діаграмою, представленою на рис. 1.7.

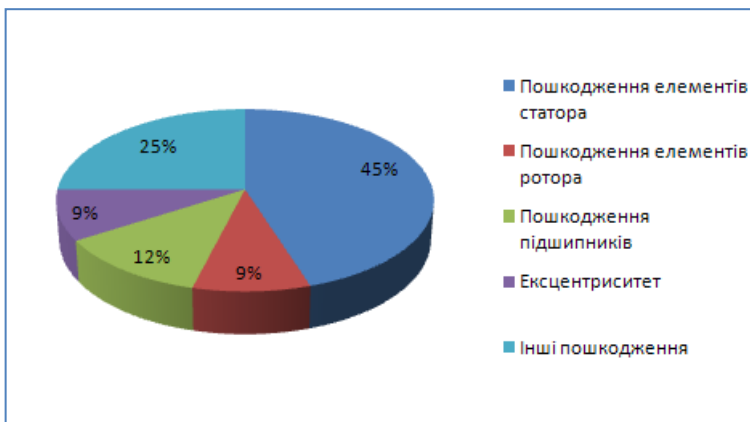


Рис. 1.7. Найпоширеніші дефекти електродвигунів

### 1.6.1 Механічні дефекти асинхронних електродвигунів

До найбільш поширених механічних пошкоджень електродвигунів відносять пошкодження підшипників, збільшений ексцентриситет, обрив або ослаблення кріплення стрижнів білячої клітки, що у свою чергу призводить до перенавантаження.

При виникненні даного типу дефектів момент опору, який діє на вал електродвигуна, починає періодично змінюватися з частотою, пропорційною частоті обертання вала. Періодична зміна моменту опору викликає появу у струмі статора

складових (гармонік), пропорційних частоті обертання вала [2].

Збільшений ексцентриситет. Зміна повітряного зазору внаслідок динамічного або статичного ексцентриситету призводить до зміни густини магнітного струму у повітряному просторі. У свою чергу, внаслідок зміни струму статора, можливо виявити ексцентриситет на таких частотах [3, 4]:

$$f = ((R * f_r \pm n_d) \pm k * f_r), \quad (1.3)$$

де  $R$  – кількість стрижнів ротора;  $f_r$  – швидкість обертання ротора, Гц;  $n_d$  – порядок ексцентриситету (0, 2, 4, 6);  $k$  – коефіцієнт, який визначає гармоніки споживаючої мережі.

Пошкодження підшипників. Наявність пошкоджень елементів підшипників, які відображають наявність несправностей, пов'язаних з дефектами внутрішнього та зовнішнього кілець, тіл кочення, можливо діагностувати на таких частотах [3-5]:

$$f = k * f_n, \quad (1.4)$$

де  $f_n$  – характерні частоти при наявності дефектів елементів підшипника, використовувані для діагностики (внутрішньої та зовнішньої обійми, частота тіл кочення):

- частоту обертання тіл кочення можна розрахувати таким чином:

$$f_n = \left( \frac{D_{out}}{D_{tk}} * \frac{D_v}{D_v + D_{out}} \right) f_r \quad (1.5)$$

- частоту перекочування тіл кочення по зовнішньому кільцю можна розрахувати таким чином:

$$f_n = \frac{D_v}{D_v + D_{out}} N * f_r, \quad (1.6)$$

- частоту перекочування тіл кочення по внутрішньому кільцю можна розрахувати таким чином:

$$f_n = \frac{D_{out}}{D_v + D_{out}} N * f_r, \quad (1.7)$$

де  $D_v$  – діаметр внутрішнього кільця,  $D_{out}$  – діаметр зовнішнього кільця,  $N$  – кількість тіл кочення,  $D_{tk}$  – діаметр тіл кочення.

### 1.5.2 Дефекти ротора та статора асинхронного електродвигуна

Пошкодження стрижнів ротора. При дефектах ротора виникає його асиметрія, в результаті чого утворюється магнітне поле з протилежним напрямком щодо поля ротора з частотою, пропорційною частоті ковзання  $gf_s$ . У свою чергу, це призводить до виникнення додаткових гармонік на таких частотах [3-5]:

$$f = (1 \pm 2s) f_s, \quad (1.8)$$

де  $s$  – частота ковзання,  $f_s$  – частота живлення. Приклад спектра струму даного дефекту наведено на рис. 1.8.

Міжвиткові замикання статора. Даний вид несправності є одним із найпоширеніших та складно виявляємим, особливо на початкових стадіях. Внаслідок цього може виникнути міжфазне замикання або замикання витків на землю. Характерною особливістю даного виду дефектів (рис. 1.9) є виникнення гармонік на таких частотах [3-5]:

$$f = f_s * k, \quad (1.9)$$

де  $f_s$  – частота живлення,  $k$  – коефіцієнти (1, 2, 3, 4, 5).

Неспіввісність валів та механічного навантаження. Даний тип несправності (рис. 1.10) електродвигунів можливо діагностувати на таких частотах [3-5]:

$$f = k * f_r, \quad (1.10)$$

де  $f_r$  – частота обертання ротора (Гц),  $k$  – коефіцієнти (1, 2, 3, 4, 5).

Замикання ротора об статор. Діагностувати даний вид несправності електродвигуна (рис. 1.11) можливо на таких частотах [3-5]:

$$f = k \frac{f_r}{2}, \quad (1.11)$$

де  $f_r$  – частота обертання ротора (Гц),  $k$  – коефіцієнти (1, 2, 3, 4, 5).

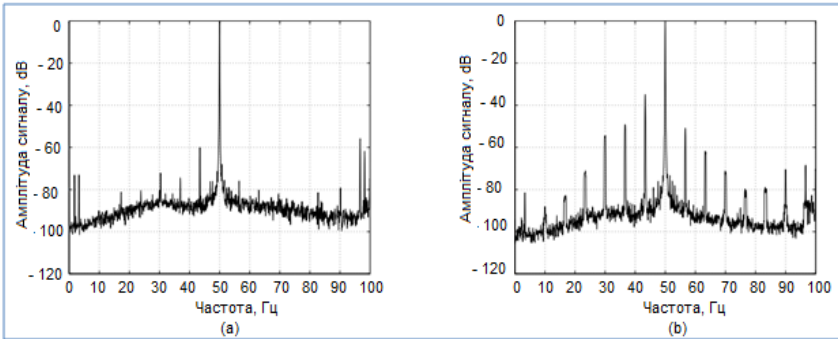


Рис. 1.8. Спектр струму справного двигуна (а) та із обривом стрижня (b)

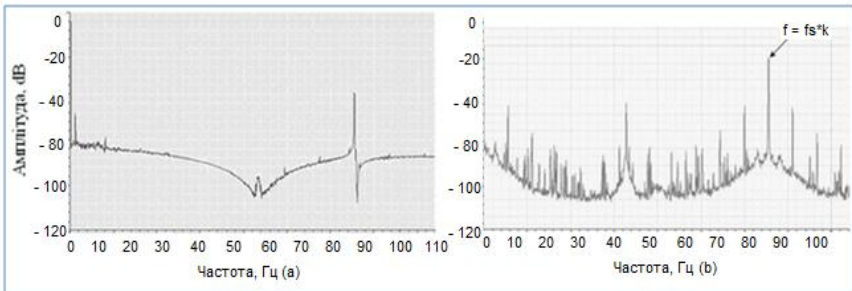


Рис. 1.9. Спектр струму справного двигуна (а) та із міжвитковим замиканням (b)

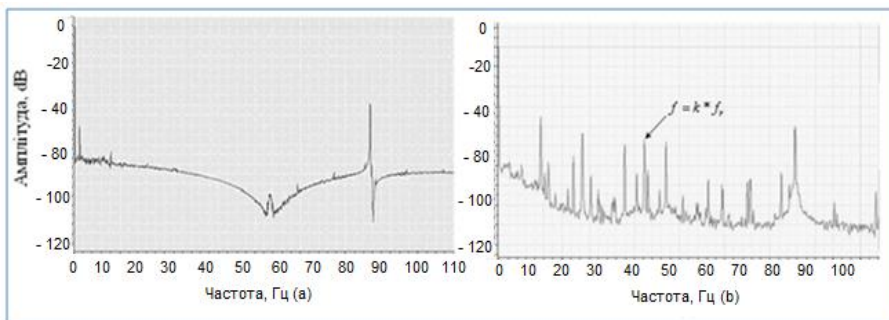


Рис. 1.10. Спектр струму справного двигуна (а) та з неспіввісністю валів (б)

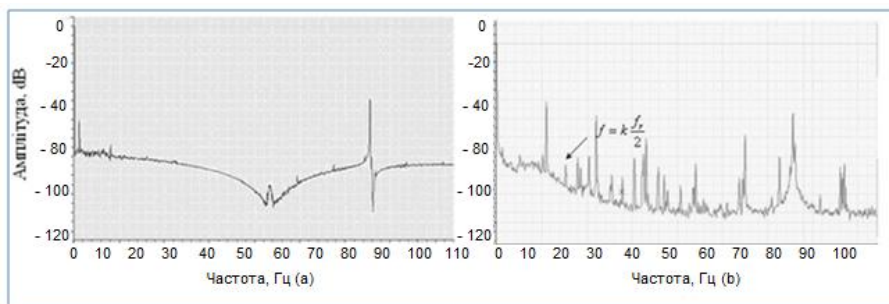


Рис. 1.11. Спектр струму справного двигуна (а) та з замиканням ротора об статор (б)

## 1.7. Висновки до першого розділу

Проведений аналіз існуючих інформаційних засобів та методів діагностики асинхронних електродвигунів дозволив встановити, що методи спектральної діагностики дістають все більше поширення і є перспективними для оцінки їхнього поточного стану. Перспективне розширення області використання даних інформаційних методів обмежує зменшення вірогідності діагностування на малих частотах обертання роторів, великих рівнях шумів, створюваних іншим АД тощо. Тому існує цілий ряд невирішених завдань, які тим чи іншим чином

впливають на якість, швидкість та час діагностування (моніторингу) інформаційною технологією, а саме:

1. Виконати дослідження спектральних залежностей параметрів АД з метою виявлення найбільш інформативних параметрів, які необхідно використовувати для комп'ютерного аналізу поточного стану асинхронного електродвигуна при виникненні дефектів обмоток статора і ротора. Також виконати аналіз спектральних залежностей однакових АД.

2. Створити інформаційну технологію автоматизованого діагностування технічного стану АД, засновану на контролі параметрів робочого режиму, ідентифікації АД у електромережі та моніторингу поточного стану, для чого розробити: методику, алгоритмічне і програмне забезпечення, принципи побудови і структурну схему системи моніторингу поточного стану АД.

3. Розробити структуру СКПР, провести експериментальні дослідження якості роботи елементів комп'ютерної системи та техніко-економічне обґрунтування створення нових інформаційних технологій забезпечення автоматизованих випробувань асинхронних двигунів з метою підтвердження основних теоретичних і наукових результатів роботи.

4. Розробити основні структурні схеми апаратно-програмного комплексу моніторингу електрообладнання. Розроблені методи та алгоритми впровадити на виробництві.



## **2. ДОСЛІДЖЕННЯ СПЕКТРАЛЬНИХ ЗАЛЕЖНОСТЕЙ ПАРАМЕТРІВ АСИНХРОННИХ ЕЛЕКТРОДВИГУНІВ**

### **2.1. Ідентифікація асинхронного електродвигуна у електромережі**

Для побудови інформаційної системи моніторингу поточного стану асинхронного електродвигуна, на основі проаналізованої літератури [1-20], у якості основного методу моніторингу поточного стану АД було обрано спектр-струмовий метод. При чому наявність виникнення того чи іншого дефекту характеризується підвищенням значення амплітуди на відповідній «дефектній» частоті із часом (р.1., залежності 1.1-1.11). Тому основною метою інформаційної технології є аналіз (моніторинг) цих дефектних частот.

Для реалізації процесу моніторингу, у відповідності до обраного методу, необхідно запам'ятати спектральний шум електродвигуна (ідентифікувати його), який він залишає в електромережі, та порівнювати його через фіксовані інтервали часу.

Також задачі ідентифікації та діагностики електродвигунів відносяться до задач класифікації, коли визначається належність вхідного набору даних з декількох раніше відомих класів електродвигунів або типів несправностей. Серед існуючих засобів класифікації даних достатньо поширеними є нейронні мережі, котрі характеризуються доброю стійкістю до шумів, малим часом навчання, адаптованістю.

У якості навчаючої вибірки для нейромережі можна обирати основні частоти зі спектрального шуму електродвигуна. Під основними частотами розуміються частоти, в яких амплітуда має найбільше значення, окрім амплітуди з частотою живлячої мережі.

На сьогоднішній день для аналізу вхідного сигналу та утворення спектра сигналу з подальшим його аналізом найпоширенішими методами є перетворення Фур'є та Вейвлет аналіз [7]. Дані математичні апарати можна використовувати для створення навчаючих вибірок для нейромережі з метою ідентифікації електрообладнання у електромережі та дослідження його на предмет дефектів.

### **2.1.1 Створення навчаючої вибірки для нейронної мережі на основі використання апарата швидкого перетворення Фур'є**

У загальному випадку ряд Фур'є можна записати у вигляді суми нескінченної кількості гармонічних складових різних частот:

$$U(t)=U_0+\sum(U_m*\sin(k*w*t+\varphi)), \quad (2.1)$$

де  $k$  – номер гармоніки,  $w$  – кутова частота  $k$  гармоніки,  $w=2*\pi/T$  – кутова частота першої гармоніки,  $\varphi$  – початкова фаза сигналу,  $U_0$  – нульова гармоніка. Для виділення спектра було використано швидкий алгоритм дискретного перетворення Фур'є.

У процесі дослідження навчаючої вибірки для комп'ютерної системи підтримки рішень у спектральному шумі електродвигунів було помічено, що максимальні значення амплітуд частот змінюються з часом у деякому діапазоні і мають сталу середню величину. Тому вхідними даними, як при навчанні нейромережі, так і при тестуванні (ідентифікації), є діапазони частот із максимальним значенням амплітуди, тобто із масиву АЧХ  $U[m]$  можна знайти діапазон частот  $[m-p, m]$ , в котрих із часом встановлюються максимальні значення

амплітуд,  $S_{er}$  – середнє значення амплітуд яке визначається наступним чином:

$$S_{er} = \text{MAX}(U[m]) / p \quad (2.2)$$

де  $p$  – ширина (точність) діапазону майбутньої навчаючої вибірки.

Тобто максимальні значення амплітуд для відповідного двигуна знаходяться у діапазоні  $[U_{min}; U_{max}]$ , де  $U_{min}$  та  $U_{max}$  – мінімальні та максимальні значення амплітуд, котрі можуть виникати на будь-якій частоті діапазону  $[m-p, m]$  двигуна, що ї є його основною властивістю. Дану особливість можна пояснити, наприклад, скачками напруги в електромережі тощо.

Використання ШПФ дозволяє розроблювальній інформаційній технології ідентифікувати в електромережі декілька асинхронних електродвигунів одночасно. Наприклад, у результаті експериментальних досліджень було ідентифіковано АД з КЗР змінного струму потужністю 200 Вт (рис. 2.1) [10].

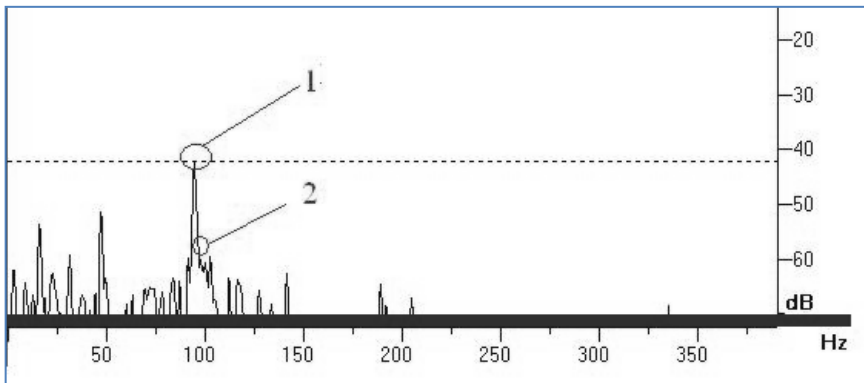


Рис. 2.1. Приклад спектральної густини 2 електродвигунів:  
1 – амплітуда двигуна № 1; 2 – амплітуда двигуна №2

### 2.1.2 Створення навчаючої вибірки для НМ з використанням Вейвлет перетворення

У випадку використання ШПФ необхідно завчасно створити еталонну модель досліджуваного електродвигуна. Але при неможливості створення еталонної моделі, наприклад, безперервний цикл роботи підприємства, перетворення Фур'є не вирішує задачу ідентифікації обладнання, підтвердженням чого є спектральна характеристика одночасно ввімкнених 2 двигунів потужністю 200 Вт (рис. 2.2).

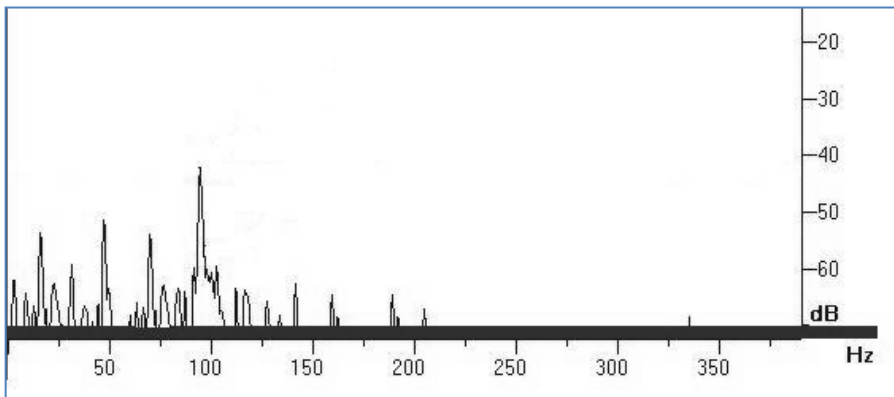


Рис. 2.2. Приклад спектральної густини 2 електродвигунів

Коротковіконний аналіз Фур'є також не вирішує задачу виокремлення (кластеризацію) характерних ознак електродвигунів, підтвердженням чого є спектрограма, представлена на рис. 2.2, де з якої неможливо визначити форму сигналів (відповідних кожному двигуну основних частот).

Відомо, що кожен двигун характеризується властивістю утворювати вищі гармоніки в електромережі з деяким періодом. Тому постає необхідність аналізувати спектральні характеристики у третьому вимірі – часі. Альтернативним варіантом є Вейвлет перетворення [8], яке дозволяє виявляти локальні особливості сигналу та класифікувати їх за інтенсивніс-

ттю, візуалізувати динаміку зміни сигналу вздовж вісі масштабів.

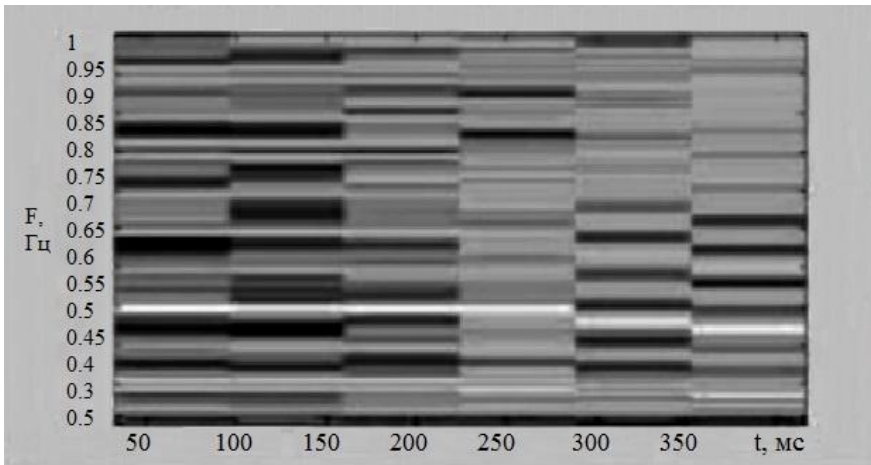


Рис. 2.3. Віконний аналіз Фур'є спектрального шуму двох одночасно ввімкнених двигунів

У основі Вейвлет перетворення є обчислення відповідних коефіцієнтів (частоти та часу):

$$\psi(t)=\psi(a,b,t)=a^{-1/2}\psi_0\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad (2.3)$$

де  $a$  – параметр масштабу,  $b$  – параметр зсуву.

У результаті математичного моделювання та комп'ютерного аналізу, з метою визначення ознак та ідентифікації електрообладнання, у якості тестових зразків було промодельовано 2 електродвигуни з потужністю 500 Вт, один електродвигун потужністю 400 Вт під'єднані до мережі змінного живлення 220 В. У якості материнського Вейвлету було обрано Вейвлет Морле:

$$\psi(t)=e^{\frac{-t^2}{2}}\cos 5t \quad (2.4)$$

Даний Вейвлет має вузький образ Фур'є, а наявність домінуючої частоти дозволяє варіювати вибірковість Вейвлета у частотній області, що у свою чергу дає йому головну перевагу при аналізі амплітудно-частотних характеристик [8]. Дослідження проводились у програмному пакеті MatLab 6.5. Приклад Вейвлет перетворення для одного двигуна представлено на рис. 2.4.

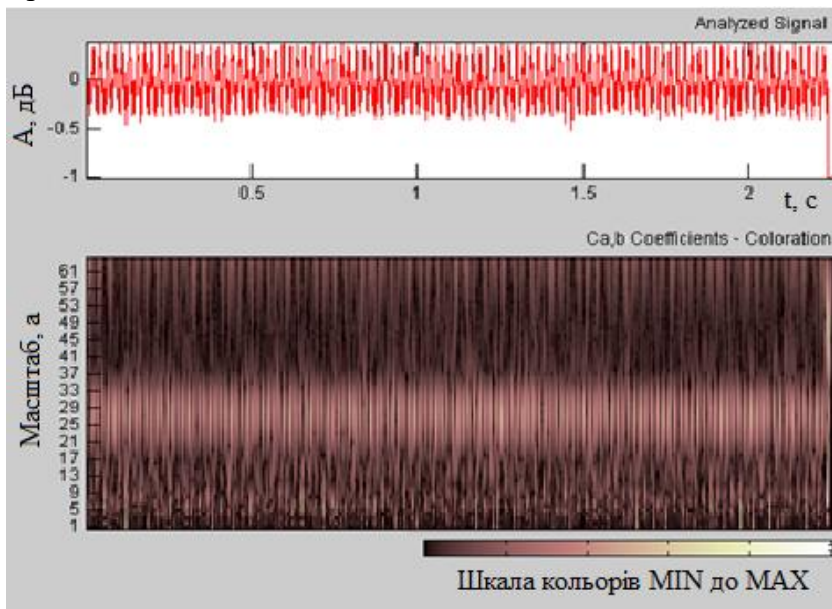


Рис. 2.4. Вейвлет спектрограма для двигуна потужністю 100 Вт

Також за допомогою Вейвлет спектрограм можна прослідкувати характер завантаженості електродвигуна із часом (рис. 2.12 поз. 1).

Як видно з рис. 2.4, чітко прослідковуються екстремуми спектрального шуму електродвигуна, представлені посередині рисунку найбільш світлою областю.

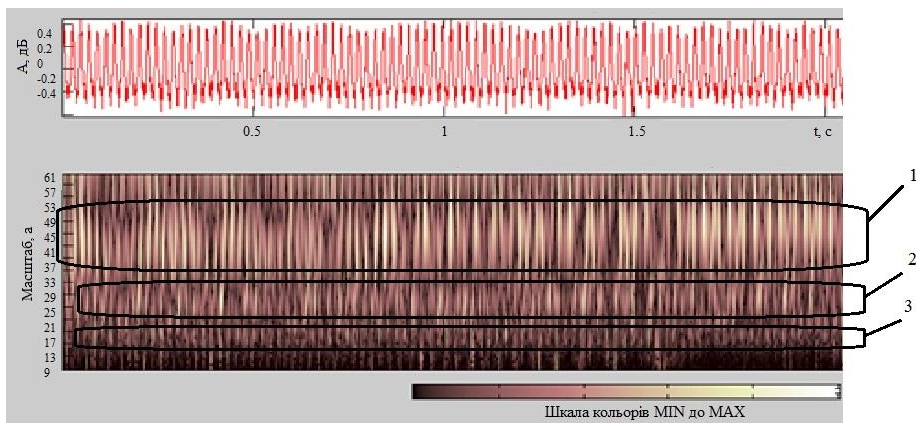


Рис. 2.5. Вейвлет спектрограма трьох двигуні  
різної потужності

Отже, використання Вейвлет перетворення у розроблювальній інформаційній системі, на відміну перетворення Фур'є дає більш реальну картину роботи електрообладнання, враховуючи часову характеристику, що дає змогу відстежувати поведінку електродвигуна у динаміці.

Основним найбільшим недоліком методу Вейвлет перетворення є досить складна обробка результатів, наприклад, у експертних системах чи СКПР [13].

## 2.2 Аналіз спектральних характеристик однакових асинхронних електродвигунів

На основі проведених та проаналізованих досліджень [10, 11, 125, 128] можна зробити висновок, що у світі практично не існує однакових (ідентичних) речей з точки зору їх фізичних властивостей. Аналогічна ситуація характерна для механічних та електричних пристроїв, у тому числі й електродвигунів будь-якого типу.

До основних причин, внаслідок яких виникають неспівпадання спектральних характеристик однакових електродви-

гунів, можна віднести конструктивні особливості: дискретне розміщення провідників обмоток у пазах двигуна, еліпсність ротора, ексцентриситет ротора відносно статора тощо [6].

У свою чергу всі ці особливості впливають на магнітну провідність обмоток ротора та статора, розподіл магнітного поля у зазорі між ротором та статором, магнітно-рушійну силу.

Можна зробити висновок, що при створенні інформаційної автоматизованої системи моніторингу робочих станів асинхронних електродвигунів необхідно враховувати неоднорідність спектра однакових електродвигунів, яка може впливати на правильне рішення СКІР.

У результаті досліджень спектральних характеристик асинхронних електродвигунів було створено комп'ютерну модель АД з КЗР у прикладному пакеті MatLab 7.1 з метою аналізу впливу неоднорідності конструктивних особливостей однакових двигунів (рис. 2.6).

Об'єктом моделювання був 3-х фазний АД з КЗР з такими характеристиками: номінальна потужність 2.5 кВт; напруга і частота живлення 380 В та 50 Гц відповідно. Шум електромережі моделювався шляхом додавання блока гаусівського шуму та синусоїдальної функції. Внаслідок випадкового змінення показника взаємної індуктивності  $Lm + \varepsilon$  моделювалися відмінності у конструктивних характеристиках однакових двигунів, де  $\varepsilon$  змінювалась за нормальним законом розподілення.

Внаслідок використання швидкого перетворення Фур'є було отримано спектральні характеристики електрообладнання, де в якості частот, які ідентифікують обладнання, було обрано 3 частоти з максимальною амплітудою, окрім головної частоти (50 Гц) електромережі (рис. 2.7).



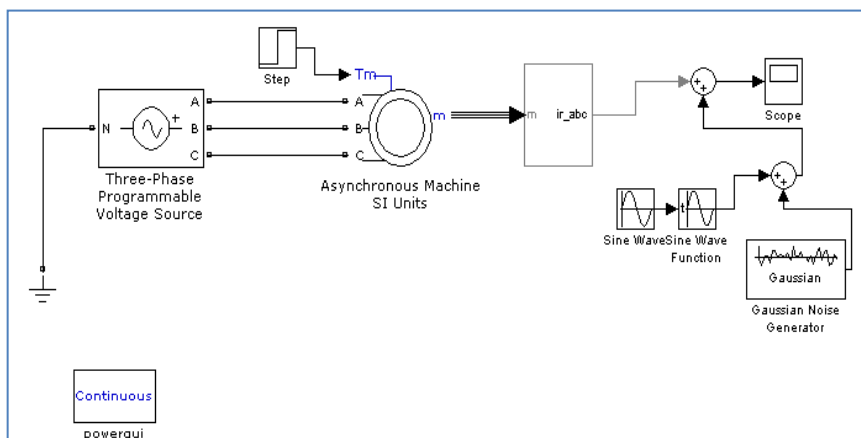


Рис. 2.6. Модель АД з КЗР у пакеті MatLab 7.1

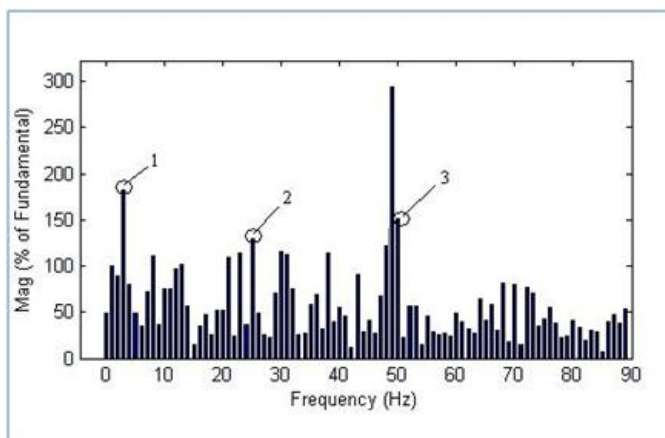


Рис. 2.7. Приклад спектрограми електродвигуна в MatLab 7.1  
(1, 2, 3 – основні частоти)

У результаті моделювання 20 однакових електродвигунів з різними конструктивними особливостями було отримано такі результати (рис. 2.8): у середньому розкид за 1, 2, 3 характерними частотами склав 30 %, 14 % та 8 % відповідно. Отже, при створенні інформаційної системи моніторингу дефектів електрообладнання ефективність розпізнавання пошко-

джен згідно із залежностями 1.3 – 1.11 у середньому буде складати 84 %.

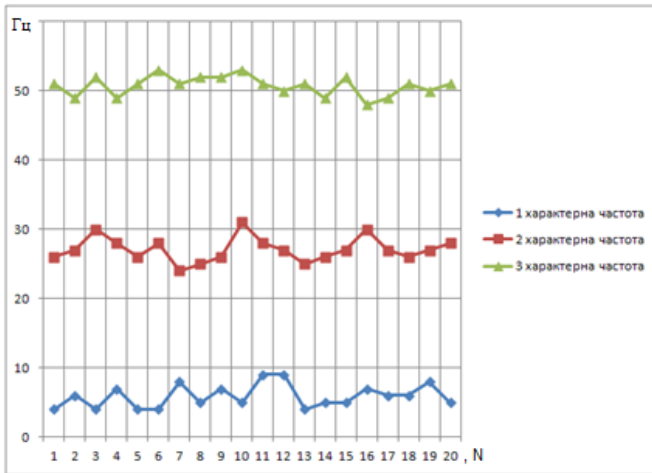


Рис. 2.8. Результат моделювання характеристик однакових електродвигунів з різними конструктивними особливостями

Для підтвердження достовірності отриманих експериментальних результатів було розраховано середньоквадратичне відхилення, абсолютна та відносна похибки серії вимірювань. Середньоквадратична похибка знаходилась за такими відношенням [12]:

$$S_a = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n V_i^2}{n(n-1)}}, \quad (2.5)$$

де  $V_i^2$  – квадрати похибок окремих вимірювань,  $n$  – кількість вимірювань.

Згідно із проведеними розрахунками середньоквадратичне відхилення для серії вимірювань характерних частот склало:  $\Delta f_1=0,22$  Гц;  $\Delta f_2=0,39$  Гц;  $\Delta f_3=0,31$  Гц. Відносна похиб-

ка для надійності в 95 % (коефіцієнт Стюдента  $t_{\alpha}=2.093$  при  $\alpha=0,05$  та  $n=20$  ) склала 5 %, 3 % та 1,3 % відповідно.

Також на основі експериментальних даних було виконано перевірку на відтворюваність дослідів (однорідність дисперсій) за такими відношенням (табл. 2.1) [12]:

$$G_p = \frac{\max S_i^2}{\frac{N}{\sum_{i=1}^N S_i^2}}, \quad (2.6)$$

де  $\max S_i^2$  – максимальне значення дисперсії із серії дослідів,  $G_p$  – розрахункове значення критерію Кохрена [12].

Умовою відтворюваності дослідів є виконання наступної умови:

$$G_p < G_{kp} \quad (2.7)$$

Таблиця 2.1

Перевірка відтворюваності дослідів за критерієм Кохрена

№ серії дос- лідів	Характерна частота, $\overline{S_i^2}$			Характерна частота, $G_p$			$G_{kp}$
	1	2	3	1	2	3	
1	1	1	2,9125	0,4444 44	0,5992 33	0,32010 8	0, 62 9
2	2	7,81 25	3,3281 25				
3	1	1,61 25	1,3281 25				
4	0,5	2,61 25	2,8281 25				

Для підвищення якості розпізнавання та моніторингу дефектів електродвигунів запропоновано використовувати статистичний корегуючий коефіцієнт  $\theta$ , який враховує фізичні

особливості електрообладнання, і який розраховується наступним чином:

$$\theta = \left| \frac{\sum_{i=1}^n \delta_i}{n} \right|, \quad (2.8)$$

де  $n$  – кількість частот, які ідентифікують електродвигун,  $\delta_i$  – дисперсія амплітуд із серії дослідів, яка розраховується таким чином [12]:

$$\delta_i = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (2.9)$$

Отже, із урахуванням фізичних особливостей електродвигунів, частоти, характерні для різних видів дефектів, визначаються таким чином:

$$f = f_n \pm \theta, \quad (2.10)$$

де  $f_n$  – характерна частота відповідного дефекту (1.3 – 1.11),  $\bar{x}$  – математичне сподівання.

Для практичного підтвердження запропонованого критерію було зроблено ряд експериментальних досліджень, в результаті чого отримано реальні спектральні характеристики для трьох однакових АД з КЗР змінного струму (рис. 2.9-2.11), які мають наступні характеристики:  $U_{\text{жс}}=12$  В,  $F_{\text{жс}}=50$  Гц,  $n=600$  об/хв. На рис. 2.9. представлено: 1 – частота мережі живлення (50 Гц); 2, 3, 4 – частоти, які ідентифікують електродвигун.

Отже, як видно з результатів тестувань, основні частоти, які характеризують електродвигун №1, становлять: 53 Гц, 101 Гц, 124 Гц.

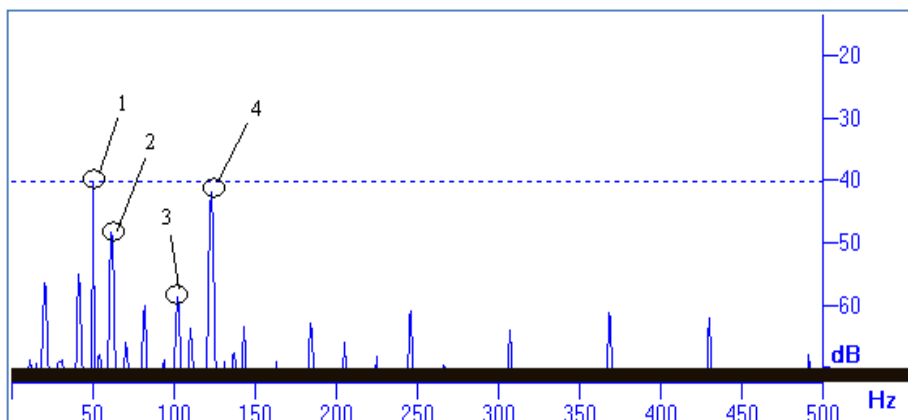


Рис. 2.9. Спектральна характеристика двигуна №1

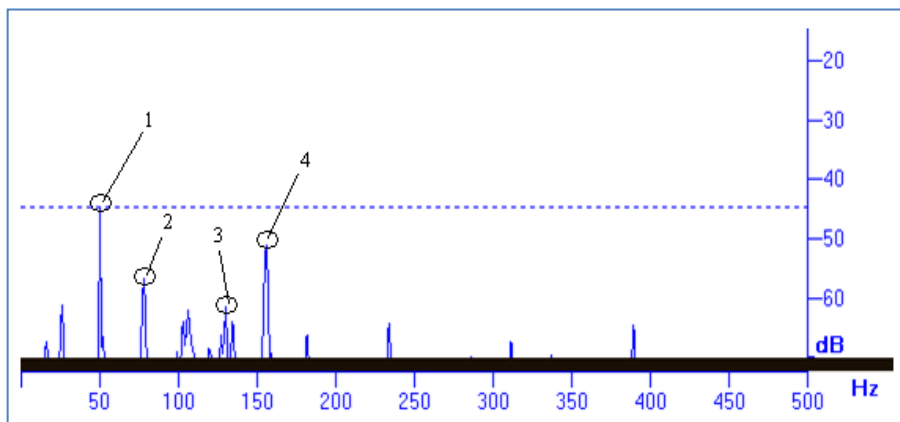


Рис. 2.10. Спектральна характеристика двигуна №2

Для двигуна №2 характерні частоти становлять: 75 Гц, 125 Гц, 151 Гц; для двигуна №3: 55 Гц, 100 Гц, 122 Гц. Отримані експериментальні значення для однакових двигунів можна представити у вигляді таких графіків (рис. 2.12).

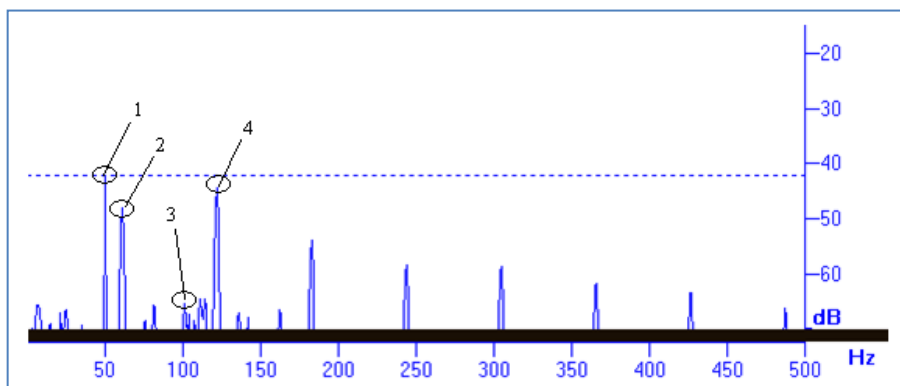


Рис. 2.11. Спектральна характеристика двигуна №3

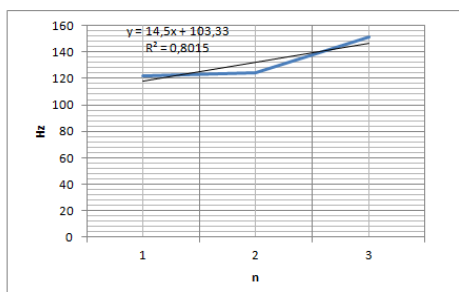
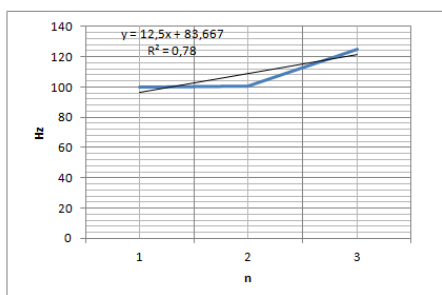
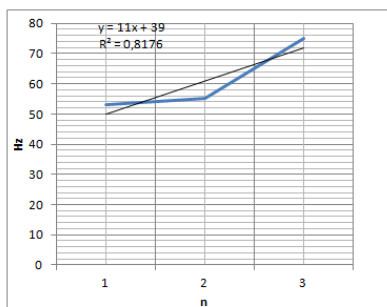


Рис. 2.12. Експериментальні значення основних частот для 3 однакових електродвигунів: а) 1 характерна частота; б) 2 характерна частота; в) 3 характерна частота.

Як видно, всі криві можуть бути апроксимовані кривими першого порядку. Функціональні залежності апроксимуючих

кривих та поточні значення коефіцієнта детермінації, який характеризує ступінь достовірності тренду, показані на рисунку 2.12.

Для оцінки адекватності (достовірності) апроксимації використовувалася така залежність:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (Y_i - \bar{Y}_i)^2}{(\sum_i Y_i^2) - (\sum_i Y_i)^2 / n}, \quad (2.11)$$

де  $R^2$  – коефіцієнт детермінації;  $Y_j, \bar{Y}_i$  – експериментальні дані та апроксимуючі значення залежності відповідно;  $n$  – число точок апроксимації.

Згідно з проведеними розрахунками рівняння для характерних частот 1, 2, 3 мають достатній ступінь достовірності (близько 80%) при умові апроксимації поліномом першого порядку ( $R^2=0,817$ ;  $R^2=0,78$ ;  $R^2=0,801$  відповідно).

Отже, у даному випадку статистичний корегуючий коефіцієнт для характерних частот становитиме  $\theta \approx 14$  Гц. Частоти, характерні для різних типів дефектів, будуть знаходитись у такому проміжку:  $[f_n - 14; f_n + 14]$ .

### **2.3 Аналіз впливу якості споживаючої напруги на формування спектрального шуму електрообладнання**

У сучасних умовах характеристики вхідної напруги не є ідеальними, а саме: весь час зустрічаються просадки (15-20%) та скачки (15-20%) напруги [9], які можуть істотно видозмінювати АЧХ двигуна, а також сучасні електронні пристрої, наприклад, ЕОМ, контролери тощо, які можуть оброблювати великі об'єми даних, досить чуттєві до просадок та скачків електроенергії, що може привести до втрати важливих для

підприємства даних або неправильного сприймання об'єктивної інформації, наприклад, справжнього значення напруги та струму. Тому при створенні інформаційної системи моніторингу поточного стану АД необхідно враховувати вплив вхідних характеристик напруги на формування АЧХ двигуна, наприклад, при створенні експертної системи на базі математичного апарата нейромереж.

Існує кілька причин підвищення напруги в мережі. Зміна значення напруги в мережі відбувається у зв'язку з тим, що, наприклад, побутове або промислове обладнання при включенні або вимиканні впливає на мережу, вносячи в неї дисбаланс [9]. Інакше кажучи, електродвигуни можуть впливати на інше електрообладнання та призводити до виходу його з ладу, неправильної роботи тощо.

У результаті експериментальних досліджень з метою визначення залежності формування спектрального шуму електрообладнання від скачків вхідної напруги у якості тестових зразків, було обрано один електродвигун із потужністю 200 Вт та один електродвигун потужністю 300 Вт під'єднаних до мережі змінного живлення 5 В.

При першому тестуванні досліджувалася залежність амплітудно-частотної характеристики двигунів від вхідної напруги: від найменшого до номінального значень. Залежність значень максимального значення амплітуди від вхідної напруги представлено на рис. 2.13.

Як видно з графіка (рис. 2.13), при середньому відхиленні вхідної напруги до 15% від номінальної, утворюються коливання амплітуди до 12%, що у цілому не становить істотної загрози при подальшій обробці апаратом нейромереж. Залежність є екстремальною.



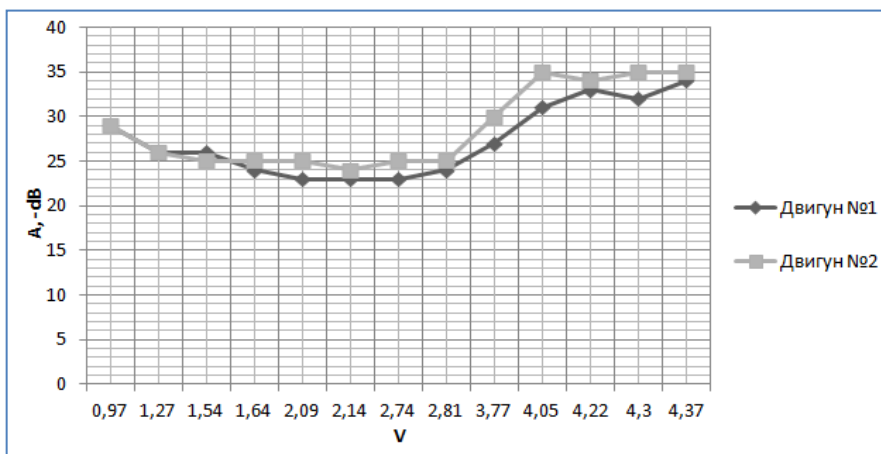


Рис. 2.13. Залежність максимального значення амплітуди від вхідної напруги

Залежність значень частоти, на якій знаходиться максимальне значення амплітуди, від вхідної напруги приведено на рис. 2.14.

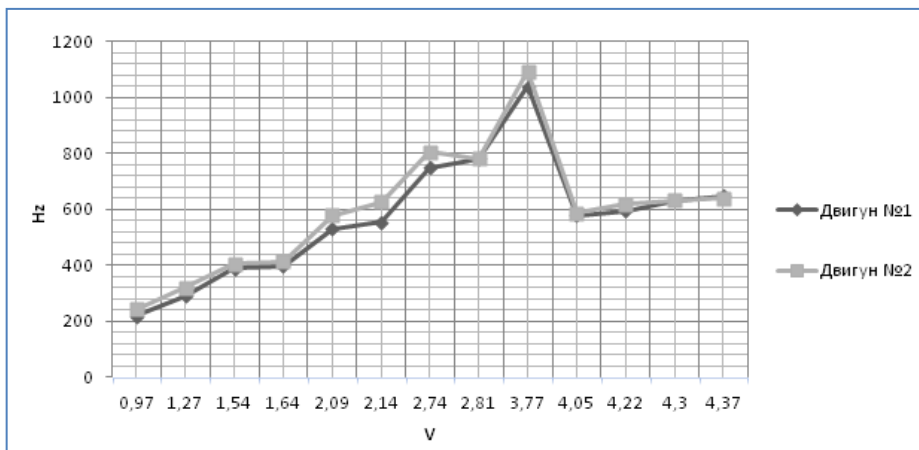


Рис. 2.14. Залежність частоти від вхідної напруги

Отже, як видно з графіка (рис. 2.14), при середньому відхиленні вхідної напруги до 15% середнє значення частоти, на якій знаходиться максимальне значення амплітуди, змінюється

ся у діапазоні [59; 62], що приблизно складає 4%. Залежність є екстремальною.

При наступному тестуванні досліджувалася залежність амплітудно-частотної характеристики двигунів із плином часу при номінальній вхідній напрузі (5 В).

Залежність значень максимального значення амплітуди із плином часу представлено на рис. 2.15.

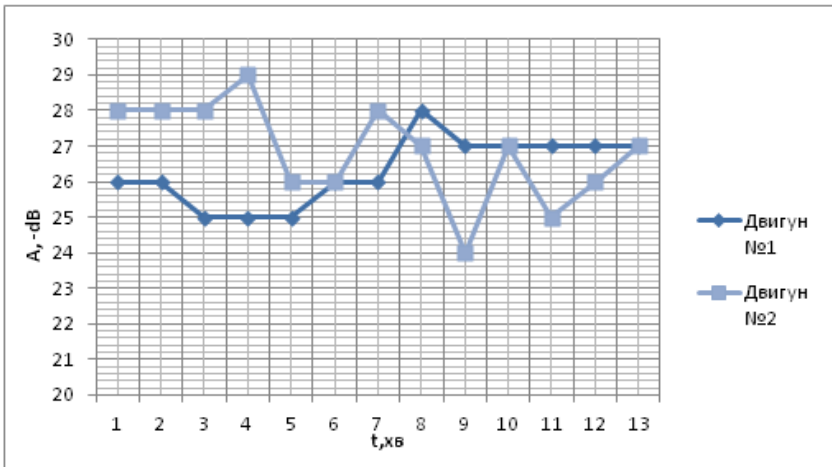


Рис. 2.15. Залежність максимального значення амплітуди від часу роботи двигуна

Як видно з графіків (рис. 2.15), з часом середнє максимальне значення амплітуди змінюється в діапазоні 5 %. Залежність значень частоти, на якій знаходиться максимальне значення амплітуди із плином часу приведено на рис. 2.15.

Середнє відхилення частоти складає 16 %. Через деякий час роботи (15 хв.) значення частоти стабілізується. Також при середніх коливаннях вхідного значення напруги 15 % максимального значення амплітуд і частот змінюється, у середньому, на 5-10 %.

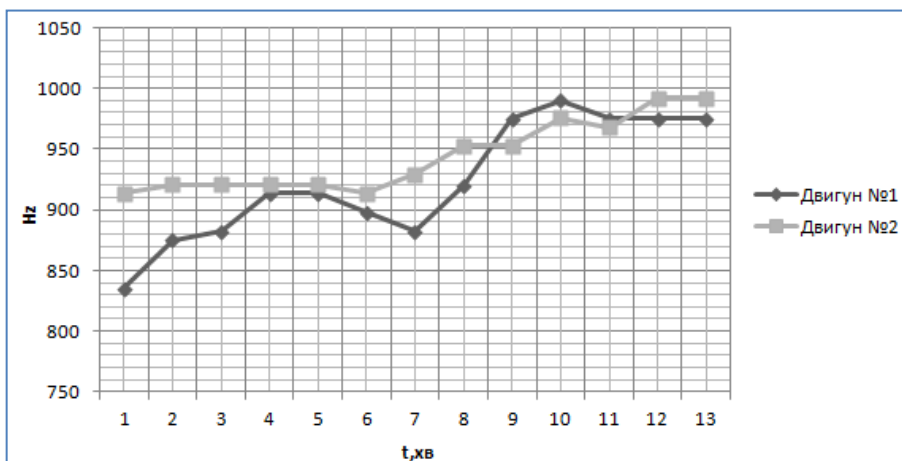


Рис. 2.16. Залежність основної частоти від часу роботи двигуна

Саме тому при використанні апарата нейронних мереж як основного класифікатора (ідентифікатора) необхідно задавати діапазон чутливості вхідних даних для нейромереж у межах 5-10 %.

Отже, із плином часу при роботі електрообладнання його АЧХ змінюються, реалізацію процесу навчання експертної системи необхідно проводити деякий час, в залежності від типу електромережі (в середньому 13-20 хв.) та в залежності від конструктивно-електричних характеристик електрообладнання.

## 2.4 Критерій розпізнавання дефектів асинхронного електродвигуна для системи комп'ютерної підтримки рішень

Аналіз залежностей 1.3-1.11 шляхом математичних та експериментальних досліджень показав ефективність використання спожитого струму в якості діагностичного параметра в інформаційній системі моніторингу АД, а також його універ-

сальність, яка полягає в аналізі спектрального шуму двигуна з подальшою можливістю його використання у якості навчаючої вибірки для нейронної мережі з метою ідентифікації асинхронних електродвигунів.

Так як частоти, характерні для того чи іншого типу дефекту, відомі (залежності 1.3-1.11), то ознакою наявності відповідного дефекту є збільшення величини амплітуди. Але у сучасних умовах підприємств якість споживаючої напруги не є ідеальною, що в свою чергу може істотно впливати на значення спектральної густини електрообладнання. Тому дану особливість необхідно враховувати при використанні апарата нейронних мереж, наприклад, використовуючи деякий критерій розпізнавання дефектів.

У якості критерію розпізнавання дефектів для експертної системи запропоновано використовувати відносне значення спектральної густини електродвигуна (децибел), вимірювану в дБ. Це дозволяє врахувати несиметрію напруги живлення, яка може істотно вплинути на кінцевий діагностичний результат.

У якості вихідної величини (базисної) було обрано еталонні значення амплітуд на характерних для дефектів частотах. Під еталонними слід розуміти значення, отримані при навчанні експертної системи, тобто при запам'ятовуванні спектральної густини електрообладнання у справному стані.

У загальному випадку діагностичний критерій розпізнавання виникнення дефекту, який дає можливість моніторингу поточного стану електродвигуна у цілому, має такий вигляд:

$$\Delta k = \sum_{i=1}^n 10 \lg \frac{A_{i\Pi}(\varphi)}{A_{iE}(\varphi)}, \quad (2.12)$$

де  $A_{iE}(\varphi)$  та  $A_{i\Pi}(\varphi)$  – еталонне та поточне значення амплітуд спектрального шуму електродвигуна відповідно,  $\varphi$  – частота,

яка характерна для виникнення того чи іншого дефекту,  $n$  – кількість досліджуваних дефектів.

У свою чергу при виникненні дефекту  $\Delta k$  повинен приймати таке значення:

$$\Delta k > \delta, \quad (2.13)$$

де  $\delta$  – поріг чутливості, за допомогою якого можна регулювати та контролювати несиметрію споживаючої напруги, вплив шумів тощо, які впливають на формування АЧХ. Діапазон чутливості встановлюється експериментально, відносно технологічно-конструктивних особливостей обладнання та електромережі.

Але, згідно із залежностями 1.3-1.11, кожен із видів дефектів характеризується ймовірністю проявитися на декількох характерних частотах. Тому із врахуванням даної особливості діагностичний критерій розпізнавання виникнення дефектів прийме такий вигляд:

$$\Delta k = \frac{\sum_{j=1}^m A_{j\P}(\varphi_j) / m}{\sum_{j=1}^m A_{jE}(\varphi_j) / m}, \quad (2.14)$$

де  $m$  – характерні частоти (гармоніки), на яких може проявитися наявність конкретного дефекту,  $n$  – кількість досліджуваних дефектів.

Дані залежності (2.13, 2.14) було підтверджено на основі комп'ютерного аналізу результатів експериментальних досліджень моніторингу поточного стану асинхронних АД потужністю 300 Вт, 800 об/хв. (еквівалент 13 Гц). Серед дефектів досліджувалося виникнення замикання витків статора та замикання ротора об статор (для даного двигуна згідно із залежностями 1.3 – 1.11 дані дефекти можуть виникнути на частотах 13 Гц, 26 Гц та 7 Гц, 14 Гц відповідно). Виникнення де-

фектів було виконано внаслідок комп'ютерного моделювання випадковим чином (збільшенням значення амплітуди на характерних частотах для даних типів дефектів).

У результаті експериментів (рис. 2.17) поріг чутливості  $\delta$ , у середньому склав 3 дБ. Дане значення отримане внаслідок моніторингу поточного стану електродвигуна протягом 10 хв, без генерації дефектів.

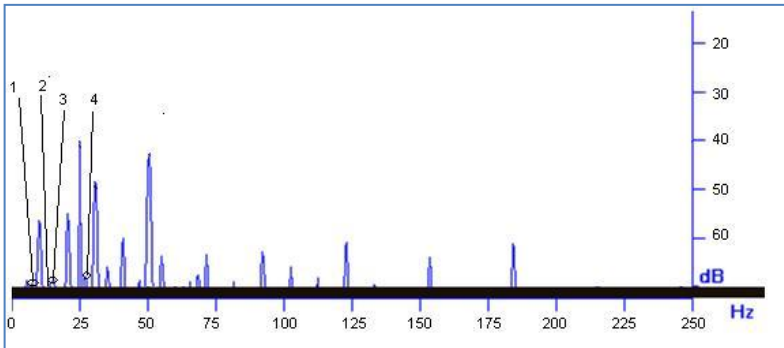


Рис. 2.17. Результат експерименту  
(1-4 амплітуди характерних частот для дефектів)

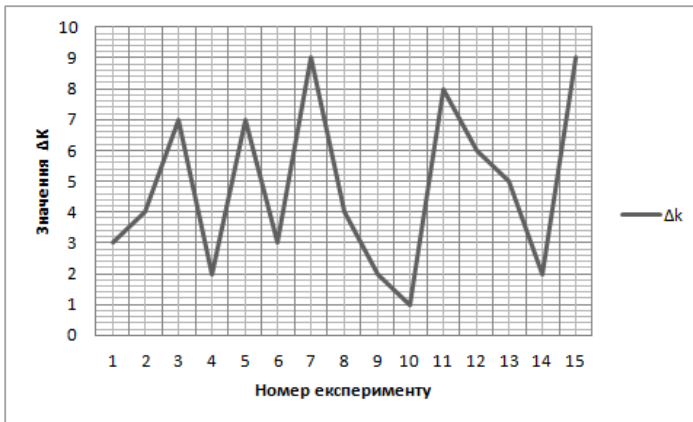


Рис. 2.18. Результат експерименту

Внаслідок генерації дефектів, за нормальним законом розподілення випадкової величини, було отримано значення

діагностичного критерію для розроблювальної інформаційної технології (рис. 2.18), де значення  $\Delta k > 3$  відповідають наявності дефекту у двигуні.

Отже, використання даного критерію дає можливість при створенні інформаційної технології моніторингу поточного стану АД підвищити точність розпізнавання можливих дефектів внаслідок використання порогу чутливості та використання узагальненого відносного значення сукупності характерних частот.

## 2.5 Перевірка на стаціонарність процесу моніторингу АД

Однією із умов можливості виконання розглянутих залежностей виникнення дефектів у АД є те, що процес повинен бути стаціонарним.

Головними умовами стаціонарності процесу є:

1. Так як зміна стаціонарної випадкової функції повинна протікати однорідно у часі, то відповідно математичне сподівання повинно бути також постійним, тобто повинна виконуватися така умова:

$$m_x(t) = m_x = \text{const} \quad (2.15)$$

2. Умова постійності дисперсії:

$$D_x(t) = D_x = \text{const} \quad (2.16)$$

Процес моніторингу поточного стану АД можна представити у вигляді аналізу функції  $X(t)$ , яка випадково плавно видозмінюється. Так як дискретність зняття інформації може складати [1..60] с, то було знайдено математичне очікування та дисперсію для значень функції на інтервалах у  $t=1$  с із кількістю реалізацій  $n=10$ .

Отже, математичне сподівання має такий вигляд (рис. 2.19). Аналізуючи отримані дані під кутом зору запропонованої стаціонарності для випадкової функції  $X(t)$ , можна зробити висновок, що значення розглянутої випадкової функції на деяких гармоніках не є стаціонарним: дисперсія змінюється із часом у середньому на 5-20 %.

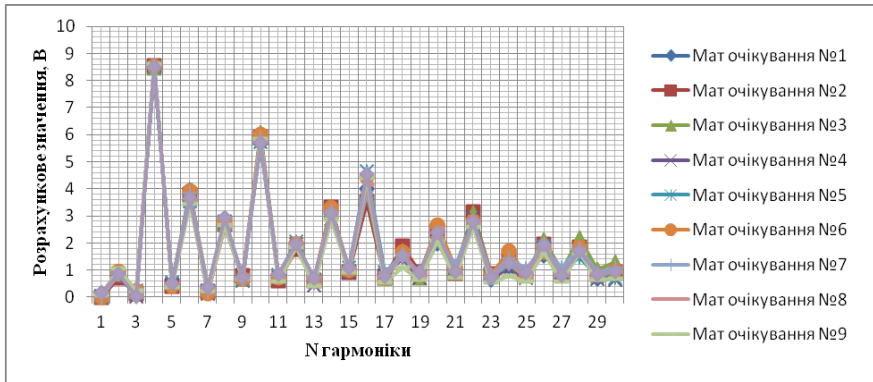


Рис. 2.19. Значення математичного очікування

Аналогічно було знайдено значення дисперсії (рис. 2.20), де на рисунках знаходилося окремо математичне очікування та дисперсія для значень гармонік.

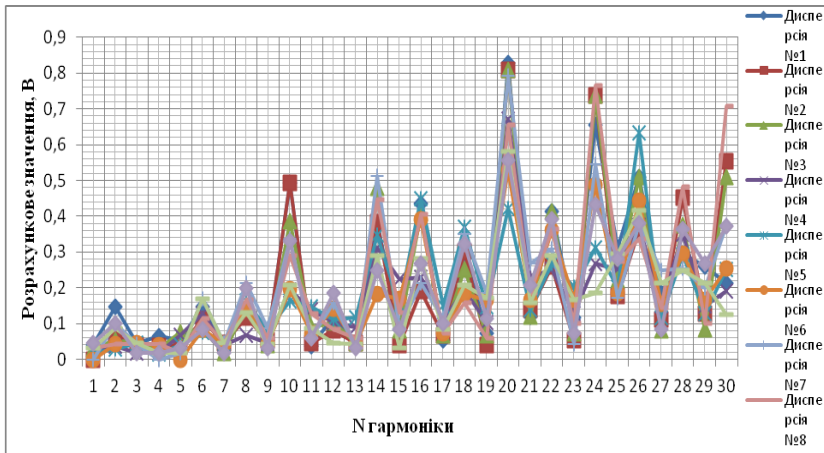


Рис. 2.20. Значення дисперсії



Але, беручи до уваги такі факти: значення математичного очікування практично не відрізняються, відхилення складає 1-6% на деяких гармоніках, обмежена кількість реалізацій ( $n=10$ ), наявність випадкової величини, представленої, наприклад, шумами електромережі, то можна вважати, що дана функція є стаціонарною на певному інтервалі, а відповідно процес моніторингу поточного стану АД є стаціонарним у межах свого довірчого інтервалу.

## **2.6. Висновки до другого розділу**

1. На основі аналізу існуючих залежностей, виникнення дефектів електрообладнання як основних вхідних даних для розроблювальної інформаційної технології було виявлено істотні недоліки, які погіршують якість ідентифікації та розпізнавання АД у електромережі.

2. У результаті комп'ютерного моделювання моніторингу однакових електродвигунів було запропоновано статистичний діагностичний корегуючий коефіцієнт  $\theta$ , який підвищує точність розпізнавання у середньому до 5-10 % і залежить від кількості діагностованого однакового обладнання.

3. На основі експериментальних досліджень ідентифікації асинхронних електродвигунів з використанням Вейвлет перетворення та апарата ШПФ було встановлено, що ШПФ краще використовувати у автоматизованих інформаційних системах ідентифікації електрообладнання, наприклад, СКПР. Зазначене дозволить використовувати в якості навчаючої вибірки для апарата нейронних мереж характерні частоти досліджуваного АД.

4. Внаслідок комп'ютерного аналізу впливу якості споживаючої напруги на формування спектральної густини електрообладнання було встановлено, що необхідно задавати

діапазон чутливості вхідних даних для нейромереж у межах 5-10 %. Це дозволить підвищити якість ідентифікації у електромережі та зменшить чутливість до якості споживаючої напруги.

5. На основі комп'ютерного аналізу результатів експериментальних досліджень було запропоновано використовувати діагностичний критерій розпізнавання електрообладнання  $\Delta k$ . Даний критерій дозволяє при побудові інформаційної системи моніторингу поточного стану АД підвищити точність розпізнавання, враховуючи фізичні, електричні та інші особливості електрообладнання

### 3. РОЗРОБКА МЕТОДІВ МОНІТОРИНГУ ПОТОЧНОГО СТАНУ ГРУПИ АСИНХРОННИХ ДВИГУНІВ ДЛЯ СИСТЕМИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

#### 3.1 Метод ідентифікації асинхронних електродвигунів в електромережі

##### 3.1.1 Алгоритм ідентифікації асинхронного електродвигуна із застосуванням інтелектуальної класифікації

У процесі створення інформаційної технології моніторингу поточного стану АД необхідно вирішити задачі ідентифікації та визначення типу дефекту електродвигунів. Даний тип задач належить до задач класифікації, коли визначається приналежність вхідного набору даних з декількох раніше відомих класів електродвигунів або типів несправностей. Серед існуючих засобів інформаційної класифікації даних достатньо поширеними є нейронні мережі, котрі характеризуються доброю стійкістю до шумів, малим часом навчання, адаптованістю [18].

У загальному випадку процес ідентифікації електродвигуна у розроблювальній інформаційній системі має вигляд представлений на рис. 3.1.

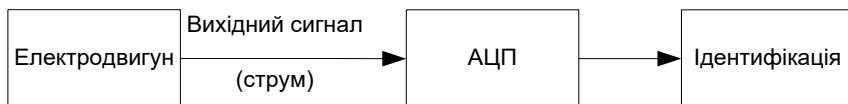


Рис. 3.2. Структурна схема процесу ідентифікації двигуна у розроблювальній інформаційній системі

Аналоговий сигнал від електродвигуна (значення струму) перетворюється на цифровий за допомогою аналого-цифрового перетворювача, після чого відбувається програм-

ний процес ідентифікації. Процес ідентифікації з використанням апарата нейромереж на прикладі роботи програмного комплексу можна представити такою функціональною схемою (рис. 3.2):



Рис. 3.3. Функціональна схема роботи методу ідентифікації АД

Для виділення спектра було використано швидкий алгоритм дискретного перетворення Фур'є.

Перед процесом ідентифікації будь-якого об'єкта лежить обов'язкова процедура запам'ятовування набору основних його характеристик, на основі яких відбувається процедура ідентифікації. У даному методі основними характеристиками електродвигунів є їх характерні значення амплітуд на відповідних частотах (характерні частоти). У процесі дослідження спектрального шуму електродвигунів було помічено, що максимальні значення амплітуд частот змінюються із часом у деякому діапазоні і мають сталу середню величину (п.п. 2.1.1). Вхідними даними для розроблювальної інформаційної системи, як при навчанні, так і при ідентифікації, є діапазони частот із максимальним значенням амплітуди, тобто із масиву спектрального шуму  $U[m]$ , можна знайти діапазон частот  $[m-p, m]$ , в котрих із часом встановлюються максимальні значення амплітуд, де  $p$  – є шириною (точністю) діапазону. Тому було запропоновано використовувати статистичний корегуючий коефіцієнт  $\theta$  (п. 2.2), який враховує дані коливання.

Отже, максимальні значення амплітуд для відповідного двигуна знаходяться у діапазоні  $[U_{min}; U_{max}]$ , де  $U_{min}=U[m]-\theta$

та  $U_{max}=U[m]+\theta$  – мінімальні та максимальні значення амплітуд, котрі можуть виникати на будь-якій частоті діапазону  $[m-\theta, m]$  двигуна, що є його основною властивістю.

### 3.1.2 Вибір оптимальної кількості характерних частот

У процесі ідентифікації електродвигуна головну роль відіграє правильний вибір кількості характерних частот. Дані частоти у подальшому будуть використовуватися у якості навчаючої вибірки для нейронної мережі. Також вибір кількості частот, які обираються у якості характерних частот, може істотно вплинути на якість розпізнавання АД розроблювальною інформаційною системою, на середній час навчання нейронної мережі та у подальшому на час ідентифікації, що у свою чергу може бути критичним показником для інформаційних систем реального часу.

Вплив кількості характерних частот на якість розпізнавання електродвигуна в електромережі було проаналізовано із використанням імітаційного моделювання та комп'ютерного аналізу методом Монте-Карло.

До основних переваг даного методу можна віднести те, що його легко застосовувати при малих обмеженнях або без попереднього аналізу задачі, а також він не вимагає ніяких пропозицій про регулярність [109, 110].

Даний метод є статистичним, тобто гарно імітує реальний розподіл вибіркової статистики при умові великої кількості експериментів [52]. Головною особливістю даного методу є визначення випадкового числа, ймовірнісний розподіл якого може істотно вплинути на результати експерименту [53].

У даному випадку в якості генератора випадкових чисел було обрано генератор випадкових чисел, який входить до складу Framework 4.5, що базується на таймері мілісекунд

комп'ютера [54]. Приклад розподілу отриманих випадкових величин діапазону  $[0;350]$  показано на рис. 3.3.

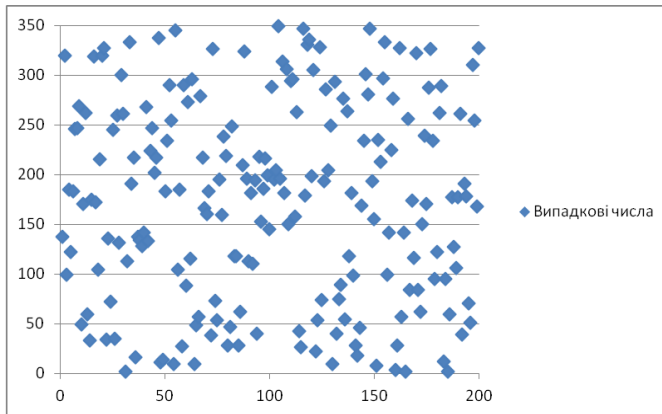


Рис. 3.3. Розподіл випадкової величини

Відповідно до існуючих досліджень [10, 11, 19], під час процесу ідентифікації електродвигуна існує ймовірність видозмінення характерної частоти внаслідок впливу шумів, перепадів напруги тощо. Тому було проаналізовано ймовірність виникнення такого роду шумів на характерних частотах електродвигуна (рис. 3.4) шляхом генерування випадкових значень частот на яких може з'явитися шум.



Рис. 3.4. Ймовірність співпадання шуму з характерними частотами АД

Як видно з рисунка 3.4, оптимальною кількістю характерних частот, які необхідно використовувати в інформаційній технології для досягнення 100 % ймовірності розпізнавання, є 4 характерні частоти, тому що ймовірність співпадання шуму з характерними частотами складає 0,001 % [131].

У випадку одночасного моніторингу двох однакових електродвигунів, окрім ймовірності співпадання шуму з характерними частотами, може виникнути ситуація співпадання характерних частот самих двигунів. Результат комп'ютерного моделювання даної ситуації представлено на рис. 3.5.

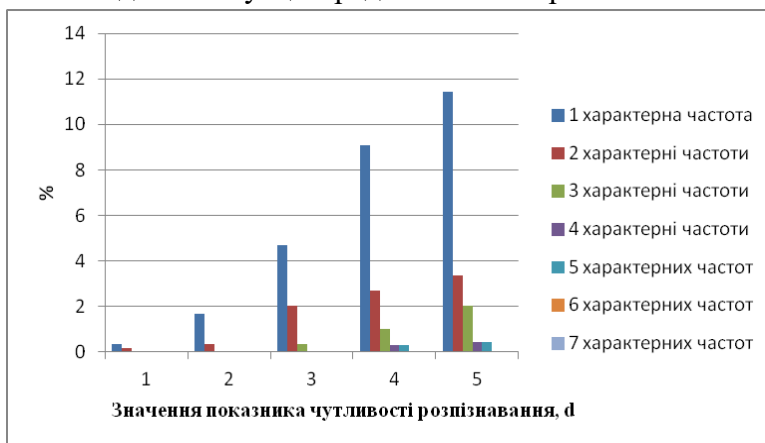


Рис. 3.5. Ймовірність співпадання характерних частот двох електродвигунів

На рис. 3.5 представлено: d - корегуючий показник чутливості, який враховує коливання значень характерних частот (п.п. 2.2), приймає максимальне значення 5 Гц. Як видно з рисунка, максимальна ймовірність співпадань характерних частот виявляється у випадку використання 1-3 частоти, і показник  $d=3, 4, 5$ . Але при використанні 5-7 ХЧ відсоток співпадання практично складає 0,001 % [131].

Існує вірогідність, що при виборі, наприклад 5 ХЧ, певна частина з них співпадає, а в свою чергу інша частина може бути видозмінена під впливом шумів. Тому було досліджено ймовірність виникнення  $n-1$  співпадань характерних частот (рис. 3.6).

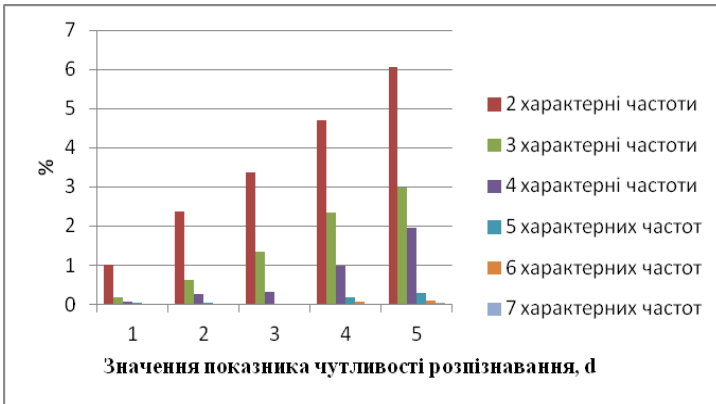


Рис. 3.6. Ймовірність співпадання  $n-1$  характерних частот двох електродвигунів

На основі отриманих даних видно, що при використанні 5-7 ХЧ відсоток співпадань практично дорівнює 0,001 %.

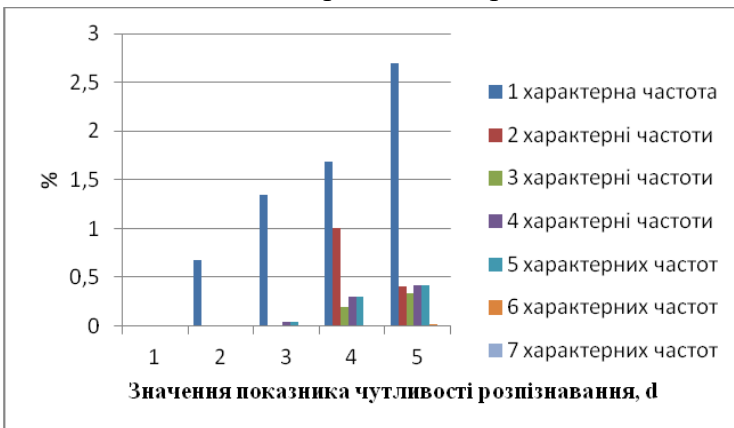


Рис. 3.7. Ймовірність співпадання всіх характерних частот трьох електродвигунів



Ймовірність співпадання всіх ХЧ одночасно ввімкнених 3 електродвигунів показано на рис. 3.7. Як видно, вірогідність співпадання всіх одночасно ХЧ, починаючи з 6 ХЧ, практично дорівнює 0,001 % при використанні показника  $d=4,5$ . А при значеннях  $d=1,2$  вірогідність співпадання, починаючи з 2 ХЧ, практично дорівнює 0,001 %.

У процесі роботи системи комп'ютерної підтримки рішень групового моніторингу трьох електродвигунів можуть виникати ситуації, коли співпадають частоти двох двигунів у різних комбінаціях. Результат комп'ютерного моделювання даної ситуації, при умові співпадання однієї ХЧ, представлено на рис. 3.8.

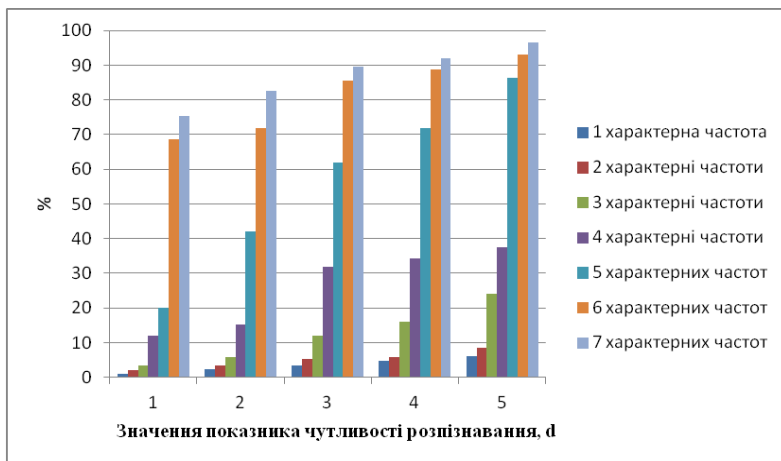


Рис. 3.8. Ймовірність співпадання 1 характерної частоти трьох електродвигунів

Як видно, при використанні 4-7 ХЧ значно збільшується відсоток ймовірності співпадання ХЧ електродвигунів.

Відповідно до залежностей 2.5-2.7 (п.п. 2.2) було розраховано середньоквадратичне відхилення, абсолютна та відносна похибки серії вимірювань.

Згідно із проведеними розрахунками, середньоквадратичне відхилення склало  $S_a=2,9$  Гц, абсолютна похибка для надійності в 95 % (коефіцієнт Стьюдента  $t\alpha=1.984$  при  $\alpha=0,05$  та  $n=100$ ) склала  $\Delta x = 5,8$ , відносна похибка склала  $ea=3,5$  %. Також виконано перевірку на відтворюваність дослідів (однорідність дисперсій)  $G_p=0,3305$  при граничному табличному значенні  $G_k=0,372$ .

У результаті отриманих даних видно, що при використанні системи комп'ютерної підтримки рішень для групового моніторингу технічного стану АД найоптимальніше використовувати 6 і більше характерних частот для ідентифікації електродвигунів. Але, так як ХЧ є навчаючою вибіркою для нейронної мережі, то їх кількість може вплинути на час навчання, що може позначитися на продуктивності СКПР.

Аналіз впливу кількості ХЧ на час навчання було виконано в результаті комп'ютерного моделювання у пакеті NeuroSolution з використанням звичайного персептрону та алгоритмом навчання Back Propagation. Результати представлено на рис. 3.9.

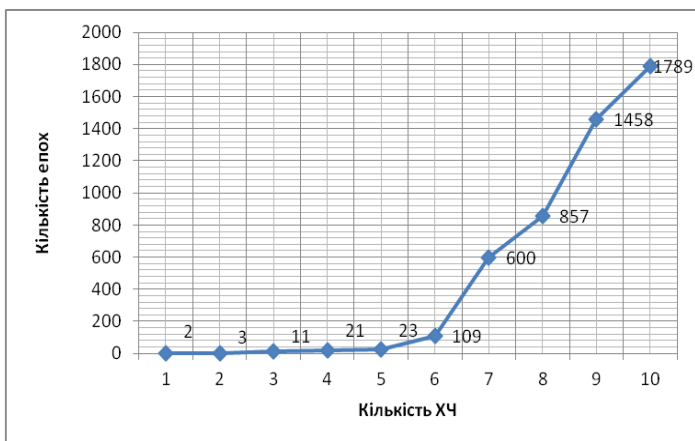


Рис. 3.9. Залежність часу навчання від кількості ХЧ

Отже, як видно з результату комп'ютерного моделювання, оптимальною кількістю є використання 1-6 характерних частот, а використання більшої кількості значно впливає на час навчання НМ.

Таким чином, на основі представлених результатів на рис. 3.4-3.9 можна зробити висновок, що оптимальною кількістю для розроблювальної інформаційної системи є використання 5-6 ХЧ, які забезпечать достатню стійкість до шумів та знизять ймовірність співпадань частот у випадку одночасного діагностування декількох електродвигунів.

### **3.1.3 Вибір типу та оптимальної структури синаптичних зв'язків нейронної мережі**

У процесі навчання нейронної мережі вхідною вибіркою є діапазон частот  $[m-\theta, m]$ . Так як процес ідентифікації електродвигуна є задачею класифікації, то правильний вибір відповідного типу нейронної мережі може істотно вплинути на якість роботи інформаційної системи моніторингу поточного стану електрообладнання. Тому, відповідно до типу обраних даних, у якості навчаючої вибірки для вибору оптимального типу НМ у програмному пакеті NeuroSolutions було протестовано найбільш поширені типи нейронних мереж (у якості критерію було обрано кількість епох та час навчання при досягненні середньоквадратичної похибки  $10^{-4}$ , розмір вхідної та вихідної вибірки  $n=5$ ). Результати тестувань представлено на рис. 3.10.

На основі отриманих результатів та з урахуванням структури вхідних та вихідних даних (навчаючої та вхідної вибірки) у якості оптимальної структури нейронної мережі було обрано багат шаровий персептрон (рис. 3.11).

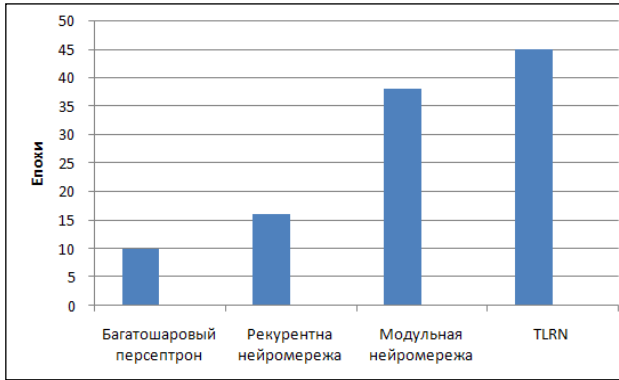


Рис. 3.10. Результати тестувань

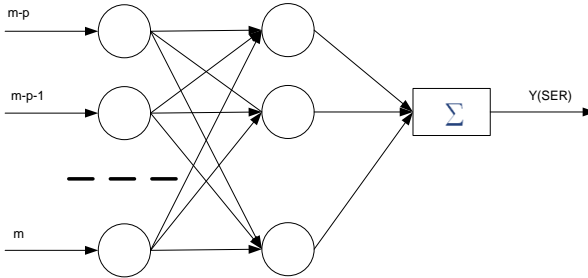


Рис. 3.11. Структура нейронної мережі

Для даного типу нейронної мережі з числом входів, наприклад  $P=5$  (5 характерних частот, що ідентифікують електродвигун), та кількістю виходів  $m=1$  (ідентифікований електродвигун або ні), згідно із теоремою Колмогорова-Арнольда-Хехт-Нільсона [16], кількість синаптичних зв'язків ( $L_w$ ) та кількість нейронів у внутрішньому шарі ( $N$ ) повинна складати:

$$\frac{mP}{1+\log_2 P} \leq L_w \leq m \left( \frac{P}{m} + 1 \right) (n+m+1) + m \quad (3.1)$$

$$N = \frac{L_w}{n+m} \quad (3.2)$$

Отже, після розрахунків маємо:  $L_w=43$  та  $N=8$ . У свою чергу ця кількість відповідно до вхідної навчаючої вибірки буде змінюватись. Загальна залежність кількості синаптичних зв'язків та нейронів у внутрішньому шарі від кількості вхідних та вихідних нейронів відповідно до залежностей 3.1 та 3.2 показана на рис. 3.12.



Рис. 3.12. Залежність кількості синаптичних зв'язків та нейронів у внутрішньому шарі від кількості вхідних та вихідних нейронів

Як помітно, зі збільшенням кількості вхідних нейронів кількість синаптичних зв'язків та нейронів у внутрішньому шарі збільшується. У свою чергу відповідно до організації структури синаптичних зв'язків між нейронами внутрішніх шарів, НМ поділяються на повно-зв'язні, слабо-зв'язні та середньо-зв'язні [45]. Тому правильний вибір відповідної структури з'єднання синаптичних зв'язків та кількості вхідних нейронів може істотно вплинути на продуктивність НМ, що у свою чергу впливає на адекватність інформаційної системи діагностування електрообладнання.

Вибір правильної структури синаптичних зв'язків та типу НМ зазвичай виконується експертами емпіричним методом відповідно до деякого критерію (наприклад, часу навчання

нейронної мережі) [46, 47]. В основі даного методу є перебір (пошук) усіх можливих комбінацій синаптичних зв'язків з метою досягнення найкращого результату відповідно до заданого критерію. Але у даного методу є важливий головний недолік, а саме: неможливість перебору всіх варіантів структур та складність, пов'язана з великим аналізом даних експертом.

На даний момент одним із поширених методів при автоматичному виборі структури синаптичних зв'язків є еволюційний підхід із використанням генетичного алгоритму, який є різновидом еволюційних алгоритмів оптимізації [46-49]. До основних переваг даного методу можна віднести можливість зменшення похибки апроксимації та спрощення структури нейронної мережі [51], що у свою чергу впливає на продуктивність НМ.

При використанні нейронно-еволюційного підходу при виборі структури синаптичних зв'язків НМ представляється у вигляді бінарної послідовності (матриці суміжності), в якій закодовано кількість нейронів на відповідному прихованому шарі [47, 50]. У свою чергу під геном слід розуміти кількість нейронів у прихованому шарі, а сукупність генів утворюють хромосому. Вибір найкращої хромосоми відбувається відповідно до обраних критеріїв.

У якості критеріїв вибору найкращої хромосоми було обрано мінімальну кількість епох навчання  $\varepsilon$  та складність (функція пристосованості  $F_{np}$ ) НМ, яка характеризується кількістю синаптичних зв'язків таким чином:

$$F_{np} = \alpha(S - E_w) + \beta \left( 1 - \frac{K}{K_{нз}} \right), \quad (3.3)$$

де  $K_{нз}$  – кількість нейронних зв'язків для повно-зв'язних синаптичних зв'язків,  $K$  – кількість синаптичних зв'язків для

даної НМ (хромосоми),  $\alpha, \beta$  – коефіцієнти пристосованості, які обираються емпірично,  $E_w$  – середньоквадратична похибка,  $S$  – стала, яка обирається емпірично і впливає на функцію пристосованості.

Середньоквадратична похибка  $E_w$  знаходилася таким чином:

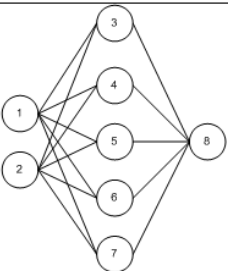
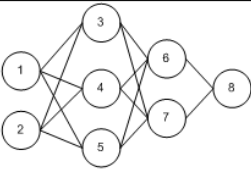
$$E_w = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{q=1}^n (y_q - d_q)^2}, \tag{3.4}$$

де  $y_q$  – проміжний вихід НМ,  $d_q$  – цільове значення виходу,  $n$  – об’єм навчаючої вибірки.

У якості батьківських НМ (хромосом) відповідно до кількості вхідних нейронів (рис. 3.12) обиралися одно- та двохшарові нейромережі з повнозв’язними синапсними зв’язками. Приклад батьківських НМ та їх хромосом, у випадку двох вхідних нейронів, представлено у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1.

Приклад батьківських хромосом та нейромереж

Нейронна мережа	Матриця зв’язків	Хромосома
	$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$	(00111110001111 100000000100000 001000000010000 000100000001000 000000)
	$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$	(001110000 011100000000110 000001100000011 000000001000000 0100000000)

Слід зауважити те, що при створенні хромосом нащадків було використано такі параметри (табл. 3.2): в залежності від типу батьківської хромосоми кількість нейронів у 1 внутрішньому шарі  $n1$  та кількості нейронів у другому внутрішньому шарі  $n2$ , вид селекції для всіх випадків – бінарний турнір, тобто обиралися хромосоми з найкращими показниками, згідно з обраними критеріями.

Таблиця 3.2

Основні параметри експерименту

Показник	Значення
Максимальна кількість поколінь $P$	10
Тип селекції	Бінарний турнірний відбір
Ймовірність схрещування $p_c$	0,9
Ймовірність мутації $p_m$	0,01
Коефіцієнт функції пристосованості $\alpha$	1
Коефіцієнт функції пристосованості $\beta$	1
Кількість осіб батьків $L$	2

Загальна схема процесу утворення нових хромосом нащадків представлена на рис. 3.13.

Причому процес селекції та утворення нових батьківських хромосом відбувався до погіршення критеріїв відбору (кількість епох та функції пристосованості). Також при селек-



ції та виборі найкращих осіб враховувалася наявність «мертвих нейронів» та однаково генетичних осіб.

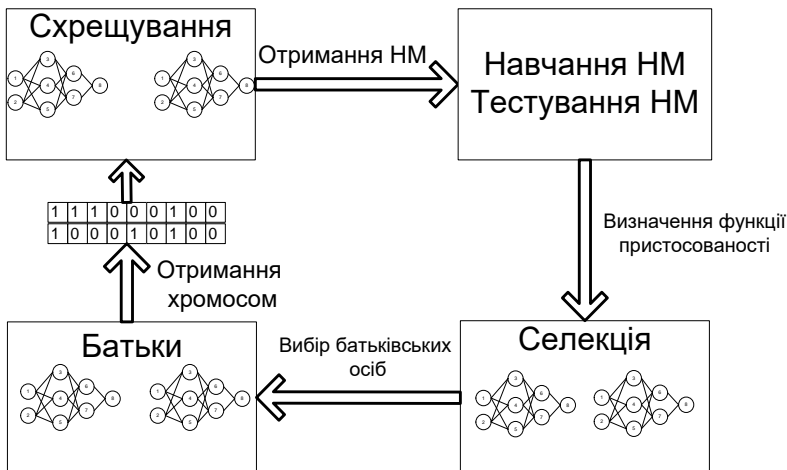


Рис. 3.13. Процес утворення нових хромосом

Узагальнений результат роботи генетичного методу відбору найкращих нейромереж представлено на рис. 3.14.

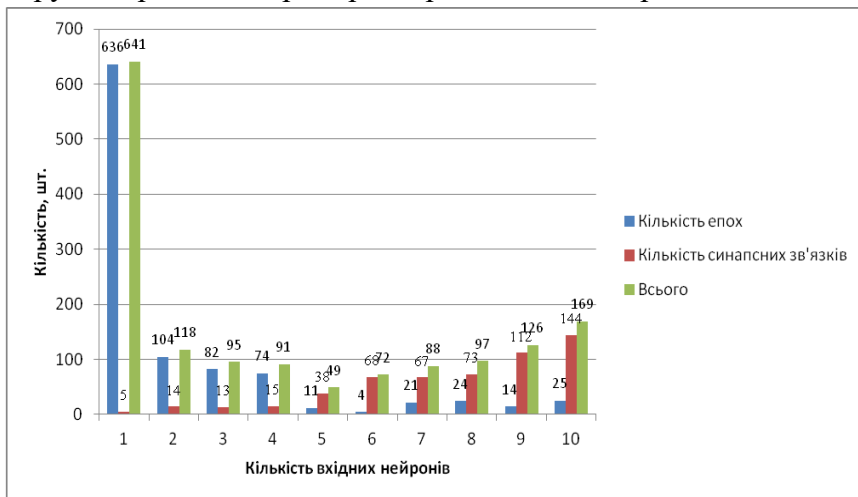


Рис. 3.14. Результати роботи генетичного методу

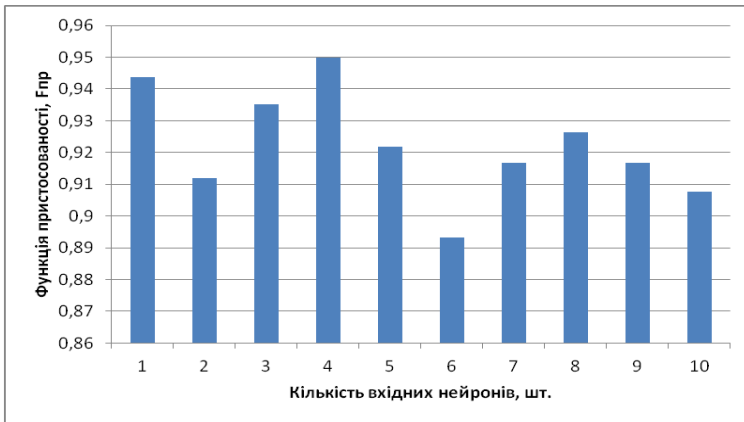


Рис. 3.15. Найкращі значення функції пристосованості для своєї популяції

Як видно, найменшу кількість епох та найменшу кількість синаптичних зв'язків показують структури, які містять 5 або 6 вхідних нейронів.

Найкращі значення функції пристосованості для своєї популяції представлено на рис. 3.15.

Як видно, найбільше значення функції пристосованості мають НМ, які мають 1, 3 та 4 вхідні нейрони відповідно. З метою визначення оптимального набору було використано критерій, який враховує значення  $F_{np}$  та епохи  $\varepsilon$ :

$$\xi = (1 - F_{np})\varepsilon, \quad (3.5)$$

де  $\xi$  - критерій вибору оптимальної структури НМ,  $\varepsilon$  – епохи.

Значення даного критерію представлено на рис. 3.16.

Отже, оптимальними є неймережеві структури з кількістю вхідних нейронів 5 та 6.



Рис. 3.16. Значення критерію  $\xi$

Результати вибору найкращих структур синаптичних зв'язків у результаті роботи нейроеволюційного відбору для вхідних наборів 5 та 6 представлено у таблиці 3.3

Таблиця 3.3

Результат вибору найкращих структур синаптичних зв'язків

К-сть вхідних нейронів	Нейромережа	Хромосома
5		00000111100000000001111 000000000001111000000000 11110000000000111100000 0000000000001000000000 00001000000000000010000 00000000100000000000001 00000000000010000000000 00010000000000000010000 0000000000

К-сть вхідних нейронів	Нейромережа	Хромосома
6		00001001111111100000010111 1111100000001111111100000 0011111111100000010111111 10000000000100000100000000 00100001000000000001000100 00000000101001000000000001 01010000000000000101100000 0000000111000000000000111 00000000000000000000000000 000000000000000000000000

Для всіх інших наборів представлено у додатку Б. Відбір найкращих хромосом відбувався з урахуванням показників функції пристосованості  $F_{np}$  (залежність 3.3) та кількості епох навчання для кожної популяції (усього набору хромосом відповідно до кількості вхідних нейронів).

Отже, на основі застосування нейроеволюційного підходу з використанням генетичного методу було відібрано найкращі нейромережеві структури відповідно до кількості вхідної вибірки з метою підвищення якості розпізнавання у розроблювальній інформаційній системі.

### 3.2 Метод моніторингу спожитого струму електрообладнанням

На сьогоднішній день робота сучасних підприємств та установ характеризується суттєвим нерівномірним енергоспоживанням, як за окремими годинами, так і за днями тижня. Зі збільшенням нерівномірності електроспоживання збільшуються витрати на виробництво, передачу та перерозподіл енергії [14]. І саме тому має велике значення перерозподіл робо-

чих навантажень для економічної роботи систем електрообладнання в умовах існуючої тарифної сітки.

Дані проблеми визначають необхідність створення інформаційної автоматизованої системи контролю енергоспоживання, що у подальшому дозволить знизити витрати на енергоспоживання шляхом інвентаризації електроустаткування, яке найбільше споживає енергії.

При створенні інформаційної технології, яка спроможна проводити моніторинг поточного стану декількох електродвигунів та можливість відстеження відносного споживання електроенергії є досить важливою задачею.

У силу своїх досягнень усі розглянуті розробки та програмно-апаратні комплекси (р.1, п.1.3) мають такі недоліки:

- використання датчиків (лічильників) для автоматизованого зняття інформації з великої кількості об'єктів, наприклад електродвигунів, може бути нераціональним з економічної точки зору для її подальшого впровадження на підприємстві, житлово-комунальній сфері тощо;
- безпосереднє під'єднання датчика (лічильника) до об'єкта, до того ж тільки одного.

Запропоновано застосовувати методику ідентифікації надмірного споживання електричного струму електрообладнання шляхом використання спектр-струмових характеристик обладнання на основі базису нейронних мереж за рахунок аналізу спектральних характеристик при холостому ході та роботі при навантаженні [133].

Поставлена задача вирішується тим, що для ідентифікації надмірного споживання електричного струму електрообладнання вхідними даними (навчаючою вибіркою) для нейромережі є діапазон частот із максимальними значеннями амплітуди спектральних характеристик обладнання, тобто максима-

льні значення амплітуд для відповідного двигуна  $maxA$  (рис. 3.5) знаходяться у діапазоні  $[U_{min}; U_{max}]$ , мінімальні та максимальні значення амплітуд, які можуть виникати на будь-якій частоті діапазону  $[f-p, f]$ , що  $i$  є його основною властивістю. У свою чергу  $f$  – максимальне середнє значення амплітуди,  $p$  є шириною (точністю) нашого діапазону. При холостому ході максимальні значення амплітуди становлять  $maxA$ , а відповідно спожитий струм  $I_{cc}=0$ , при навантаженій роботі двигуна максимальні значення, що ідентифікуються, змінюються, причому відносний спожитий струм становить:

$$I_{cc} = \frac{\max A - \max B}{\max A}, \quad (3.6)$$

де  $maxB$  – значення максимальної амплітуди, що ідентифікує двигун у навантаженому стані (рис. 3.17).

При використанні апарата нейронних мереж, як основного класифікатора, у якості вхідної навчальної вибірки необхідно використовувати значення максимальної амплітуди при холостому ході ( $maxA$ ), а при процесі тестування НМ значення максимальної амплітуди при навантаженні ( $maxB$ ) використовувати для визначення відносного відхилення (спожитого струму).

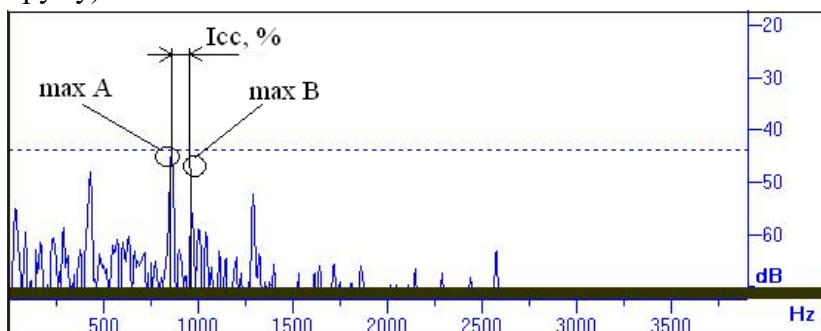


Рис. 3.17. Приклад спектрограми роботи двигуна у навантаженому стані

Причому для підвищення отриманих результатів краще використовувати масив максимальних амплітуд  $maxA[n]$ ,  $maxB[n]$ , де  $n$  – кількість характерних частот (п. 3.1).

Отже, окрім можливості діагностування поточного стану електрообладнання, запропоновано методику моніторингу поточної спожитої потужності електрообладнанням з метою підвищення енергозбереження.

### **3.3 Аналіз та запобігання факторів, що впливають на розпізнавання АД в електромережі**

Нейронні мережі у силу своєї властивості зниженої чутливості до шумів не можуть виступати в якості гарного фільтру корисного сигналу. Тому при створенні інформаційної технології ідентифікації електрообладнання, в основі якої лежить спектральна діагностика сигналу, представленого у вигляді спожитої обладнанням напруги, головною проблемою є виділення та визначення корисного сигналу, який у подальшому буде слугувати навчаючою вибіркою для нейронної мережі. Тому необхідно використовувати додаткові фільтри сигналу.

Під корисним сигналом слід розуміти амплітуди вищих гармонік, які створює електрообладнання в електромережі, і які обрані в якості основних частот (рис. 3.18). Під шумом слід розуміти всі гармоніки, які присутні в електромережі, і які не відносяться до даного електродвигуна, тобто не обрані в якості основних частот.

З отриманого прикладу спектра (рис. 3.18) видно, що частоти, які відносяться до шуму, за своїм значенням амплітуд відрізняються від амплітуд основних частот у середньому на 2..4 дБ, що може привести до ситуації неправильного визначення основних частот. Тому необхідно використовувати фі-

льтрацію отриманого сигналу з метою ослаблення складової шуму у спектрі вхідного сигналу.

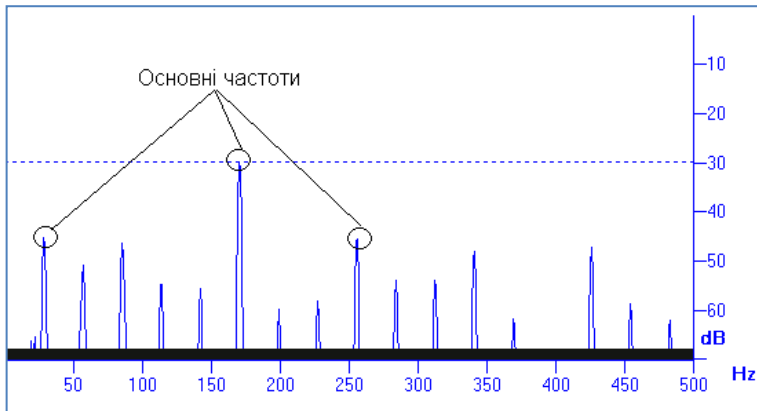


Рис. 3.18. Приклад спектра вхідного сигналу

Так як на одному із етапів роботи інформаційної СКПР є запам'ятовування та ідентифікація електрообладнання, а також у електромережі може знаходитися одночасно декілька досліджуваних об'єктів (електродвигунів), то використання фізичних цифрових фільтрів (частотно-вибіркові пристрої, які змінюють спектральний склад сигналу), є недопустимим. Адже процес запам'ятовування електрообладнання, в даний момент часу, можливий лише з одним об'єктом, а використання частотно-вибіркових пристроїв фільтрів може призвести до неможливості відслідковування деякого з досліджуваних об'єктів [17]. Тому запропоновано використовувати програмні фільтри.

На сьогоднішній день в основі більшості програмних фільтрів є спектральний аналіз і в залежності від типу АЧХ розрізняють такі фільтри [5]:

- фільтри нижніх частот;
- фільтри верхніх частот;
- полосові фільтри;



- ежекторні фільтри.

Так як для отримання спектра сигналу застосовується швидке перетворення Фур'є, то можна використати віконні функції згладжування сигналу даного математичного апарата, в якості програмної фільтрації сигналу [38]. Загалом, процес фільтрації сигналу має такий вигляд:

$$s(t) = s_0(t) * w(t), \quad (3.7)$$

де  $s_0(t)$  – невідфільтрований сигнал,  $w(t)$  – функція вікна. До найпоширеніших віконних функцій відносять: прямокутне вікно, синус вікно, вікно Барлета, вікно Ханна та ін.

Визначення оптимального фільтра було виконано експериментально, шляхом під'єднання електродвигуна до «ідеальної електромережі» та визначення спектрального шуму.

Під ідеальною електромережею слід розуміти мережу, в якій відсутній вплив іншого електрообладнання або інших негативних факторів, що спричиняють виникнення додаткового шуму, наприклад, використовуючи автономний електрогенератор. Загалом, схема під'єднання електрообладнання та зняття сигналу представлена на рис. 3.19.

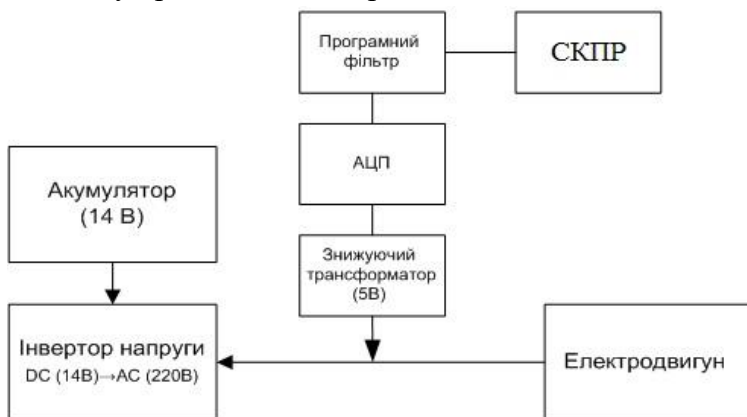


Рис. 3.19. Схема під'єднання електрообладнання

У якості дослідного зразка було обрано однофазний асинхронний електродвигун змінного струму 220 В, потужністю 1 кВт, частота дискретизації АЦП для вхідного сигналу становила 44.1 кГц. Критеріями якості фільтрації для інформаційної системи були відношення сигнал/шум та величина сигналу характерної частоти електродвигуна.

Відношення сигнал/шум розраховувалося як відношення потужності отриманого сигналу в цілому до значення середньоквадратичної помилки [39, 40]:

$$q=10\lg\left(\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{\sum_{i=1}^N (x_i-M_0)^2}-1\right), \quad (3.8)$$

де  $M_0$  – математичне очікування,  $\bar{X}$  – спектральний шум,  $N$  – кількість елементів вибірки.

У якості вікон згладжувань були обрані такі [41-43]:

$$\text{прямокутне вікно: } w(n)=1 \quad (3.9)$$

$$\text{вікно Блекмана: } w(n)=0.42-0.5\cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right)+0.08\cos\left(\frac{4\pi n}{N-1}\right) \quad (3.10)$$

$$\text{вікно Ханна: } w(n)=0.5-0.5\cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) \quad (3.11)$$

$$\text{вікно Гауса: } w(n)=\exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{n-\frac{N-1}{2}}{\sigma\frac{N-1}{2}}\right)^2\right) \quad (3.12)$$

$$\text{вікно Хемінга: } w(n)=0.54-0.46\cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) \quad (3.13)$$

$$\text{вікно Кайзера: } w(n) = \frac{I_0(\beta(1-(n-\alpha)/\alpha)^2)^{0.5}}{I_0(\beta)}, \quad (3.14)$$

де  $I_0$  – модифікована функція Бесселя,  $\alpha=N/2$ ,  $\beta$ – коефіцієнт ослаблення,  $n$  – відповідний елемент вибірки,  $N$  – загальна кількість елементів вибірки.

Також було протестовано фільтр Калмана, який дозволяє мінімізувати шуми в отриманому сигналі у відповідності до заданої апіорної інформації про досліджувану систему [43]. З метою спрощення обчислень, припустимо, що стан системи (стан електрообладнання) залежить від одного вектору значень амплітуд на відповідній частоті. Для фільтрації отриманого сигналу використовувалися такі залежності [43, 44]:

1. Прогнозування стану системи:

$$\overline{X}_k = F\overline{x}_{k-1} + B u_{k-1} \quad (3.15)$$

2. Прогнозування похибки коваріації:

$$\overline{P}_k = F\overline{P}_{k-1}F^T + Q \quad (3.16)$$

3. Обчислення підсилення Калмана:

$$K_k = \overline{P}_k H^T (H \overline{P}_k H^T + R)^{-1} \quad (3.17)$$

4. Оновлення оцінки із урахуванням вимірів  $z_k$ :

$$\overline{x}_k = \overline{x}_{k-1} + K_k (z_k - H \overline{x}_{k-1}) \quad (3.18)$$

5. Оновлення похибки коваріації:

$$\overline{P}_k = (I - K_k H) \overline{P}_{k-1} \quad (3.19)$$

При використанні фільтра було встановлено такі значення змінних, які визначають динаміку системи та вимірів:

1. Значення матриці динаміки системи було прийнято  $F=1$ , так як, будемо вважати, що електрообладнання весь час буде працювати у справному стані, тобто прогнозує значення буде дорівнювати попередньому.
2. Значення матриці управляючого впливу було прийнято  $B=0$ , так як немає інформації про можливі фактори впливу на роботу обладнання за час дискретизації (перепади напруги, перенавантаження тощо).
3. Похибку вимірювань та шум процесу було обрано емпіричним шляхом  $R=15$  та  $Q=2$  відповідно.

Результати тестувань представлено у таблиці 3.4. Як видно із таблиці, найбільше підсилення, відповідно до критерію сигнал/шум, дає вікно Гауса 52 дБ, а найменше – прямокутне вікно 36 дБ. Разом із цим, згідно з критерією, значення характерної частоти найбільше підсилення дає фільтр Калмана, а найменше – вікно Гауса.

З метою визначення оптимального фільтра було розраховано відносний приріст значення характерної частоти за такими відношенням [43]:

$$\chi = \frac{q}{\max A_i}, \quad (3.20)$$

де  $q$  – відношення сигнал/шум,  $\max A_i$  – характерна частота,  $i=\{1..n\}$ .

Отже, як видно, оптимальним фільтром є фільтр Калмана, а найгіршим - вікно Блекмана.

Таблиця 3.4

## Результати тестувань цифрових фільтрів

№ з/п	Назва фільтра	Сигнал/шум, dB	Значення характерної частоти, dB	Відносний приріст значення характерної частоти, $\chi$
1.	Без фільтру	35	-34	1,029
2.	Прямокутне вікно	36	-35	1,0285
3.	Вікно Блекмана	43	-56	0,767
4.	Вікно Ханна	36	-32	1,125
5.	Вікно Гауса	52	-60	0,866
6.	Вікно Хемінга	38	-40	0,950
7.	Вікно Кайзера	33	-34	0,970
8.	Фільтр Калмана	43	-32	1,343

У випадку під'єднання електрообладнання до промислової мережі головною проблемою є вищі гармоніки, створювані іншим електрообладнанням, що у свою чергу не дає змоги користуватися стандартними типами цифрових фільтрів, адже величина шуму може бути набагато більшою ніж величина корисного сигналу (рис. 3.20).

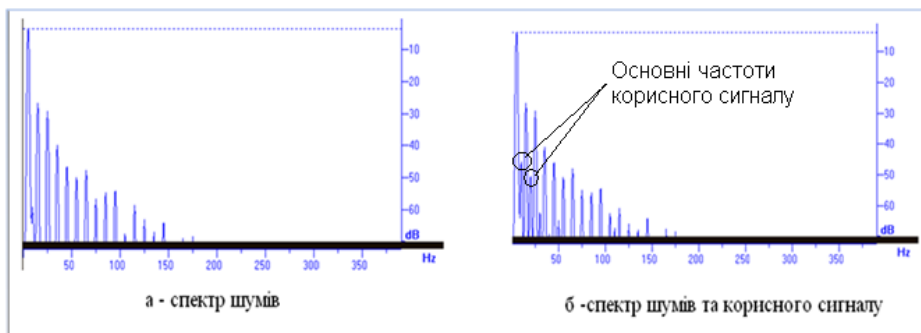


Рис. 3.20. Приклади спектрів вхідного сигналу

Також головною проблемою даного виду шумів є спотворення корисного сигналу у випадку, коли частоти шуму та корисного сигналу співпадають, що у свою чергу може призвести до неправильного розпізнавання інформаційною технологією дефектів електрообладнання.

У випадку промислової мережі до основних недоліків використання розглянутих фільтрів також можна віднести неможливість виокремлення корисного сигналу, у випадку накладки частот двох об'єктів. Тому при розробці інформаційної системи моніторингу поточного стану АД було запропоновано використовувати фільтрування корисного сигналу шляхом використання каскаду фільтрів, а саме: фільтр Калмана та фільтрацію методом маски [19]. Тобто якщо є вхідний сигнал  $Z_{ex}(f)$ , в якому на даний момент немає корисного сигналу, а лише частоти гармонік, створюваних іншим недосліджуваним електрообладнанням, електромережею тощо, то фільтрація методом маски (далі маска) прийме значення  $Z_m(f)=Z_{ex}(f)$ . Коли в електромережі вмикається електрообладнання, визначення корисного сигналу відбувається таким чином:

$$Z_{Bux}(f)=Z_{ex}(f)-Z_m(f)*k, \quad (3.21)$$

де  $k$  – коефіцієнт «маскування» шуму, який можна використовувати для корегування фільтрації, так як амплітудна величина шуму має динамічний характер.

У випадку одночасного моніторингу декількох об'єктів та необхідності аналізу кожного окремо, у деякі проміжки часу, можливо створювати маски для кожного з них, тоді визначення корисного сигналу буде відбуватися наступним чином:

$$Z_{\text{вви}}(f)_k = Z_{\text{вв}}(f) - \left( \sum_{i=1}^{k-1} Z_m(f)_i + \sum_{i=k+1}^n Z_m(f)_i \right) * k, \quad (3.22)$$

де  $Z_m(f)_i$  – корисні сигнали недосліджуваних об'єктів,  $Z_m(f)_k$  – корисний сигнал досліджуваного об'єкту до даного моменту часу.

Приклад роботи тільки фільтрації методом маскування представлено на рис. 3.21.

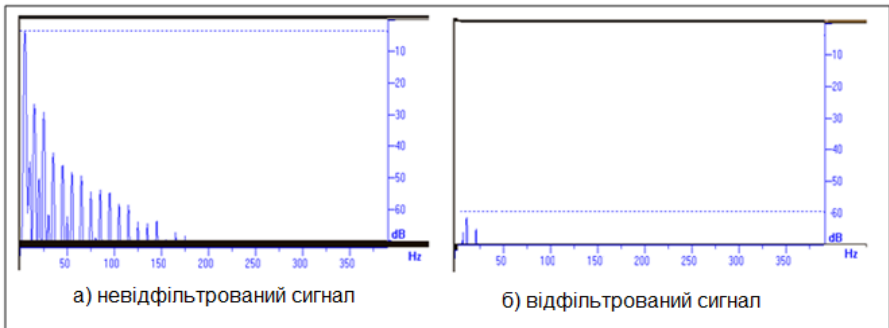


Рис. 3.21. Приклад роботи фільтрації методом маскування

Як видно з рисунка, у спектрального шуму відфільтрованого сигналу присутня динамічна складова шуму, що може бути наслідком неякісної спожитої напруги, нерівномірності поданого навантаження, нагрівом електрообладнання тощо.

Далі отриманий сигнал можна підсилити для отримання повної спектральної характеристики електрообладнання шляхом використання фільтра Калмана (залежності 3.15 - 3.19).

Приклад роботи каскаду фільтрів представлено на рис. 3.22. Отже, як видно, відбувається підсилення корисного сигналу відповідно до залежності (3.20) в 1.27 рази.

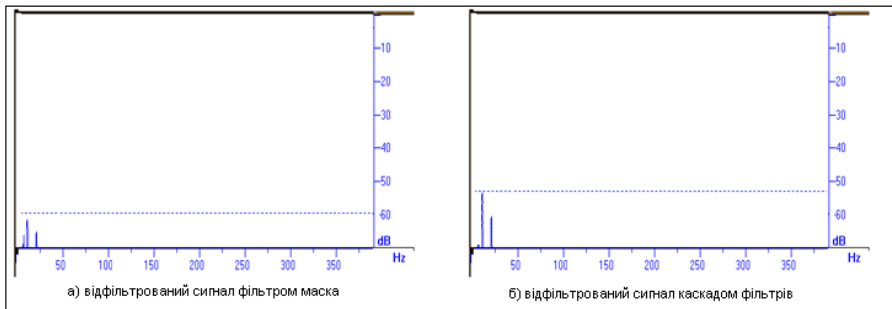


Рис. 3.22. Приклад роботи каскаду фільтрів

Загалом, процес фільтрації корисного сигналу можна представити такою схемою (рис. 3.23):

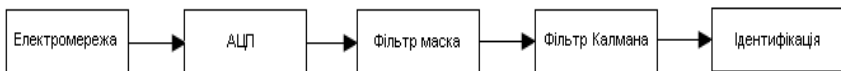


Рис. 3.23. Структурна схема фільтрації сигналу

Корегуючий коефіцієнт маскування ( $k$ ), похибку вимірювань ( $R$ ) та шум процесу ( $Q$ ), можна знайти оптимальне значення, тобто отримання найбільш точної спектральної характеристики електрообладнання.

Недоліком використання даного каскаду фільтрів є те, що при великих значеннях  $k > 50$  фільтрування методом маскування являтиме собою фільтр низьких частот, а величина корисного сигналу буде пропорційно змінюватися коефіцієнту  $k$ .

Отже, використання програмного каскаду фільтрів дає змогу, за наявності декількох увімкнених об'єктів до електро-



мережі, досліджувати кожен окремо, використовуючи для кожного свою маску і підсилювати отриманий сигнал, використовуючи фільтр Калмана.

### **3.4 Інформаційна технологія групової діагностики асинхронних електродвигунів**

Під моніторингом СКПР поточного стану електрообладнання слід розуміти аналіз поточного стану обладнання у реальному часі. Загалом, структурна схема процесу моніторингу поточного стану представлена на рис. 3.24, де електрообладнання, у даному випадку електродвигун (постійного або змінного струму), під'єднано до електромережі. Безпосередньо до клем електродвигуна під'єднано блок аналогово-цифрового перетворювача, в наслідок чого отримується цифровий тип сигналу.

Блок 1 - фільтрації корисного сигналу - працює у два етапи:

1. Отримання спектрального шуму електромережі без під'єданого досліджуваного обладнання.
2. Отримання АЧХ з клем досліджуваного електрообладнання та отримання внаслідок використання фільтра маски (п.п. 3.3) корисного сигналу.

Внаслідок використання математичного апарата швидкого перетворення Фур'є отримується амплітудно-частотна характеристика досліджуваного обладнання. Якщо в даний момент обладнання під'єднано вперше, то відбувається отримання його еталонного спектрального шуму.

Блок 3 – моніторинг - дає змогу операторові обирати режим роботи – запам'ятовування обладнання у системі або процес ідентифікації обладнання з подальшим виявленням можливих недоліків у роботі. Процес запам'ятовування та

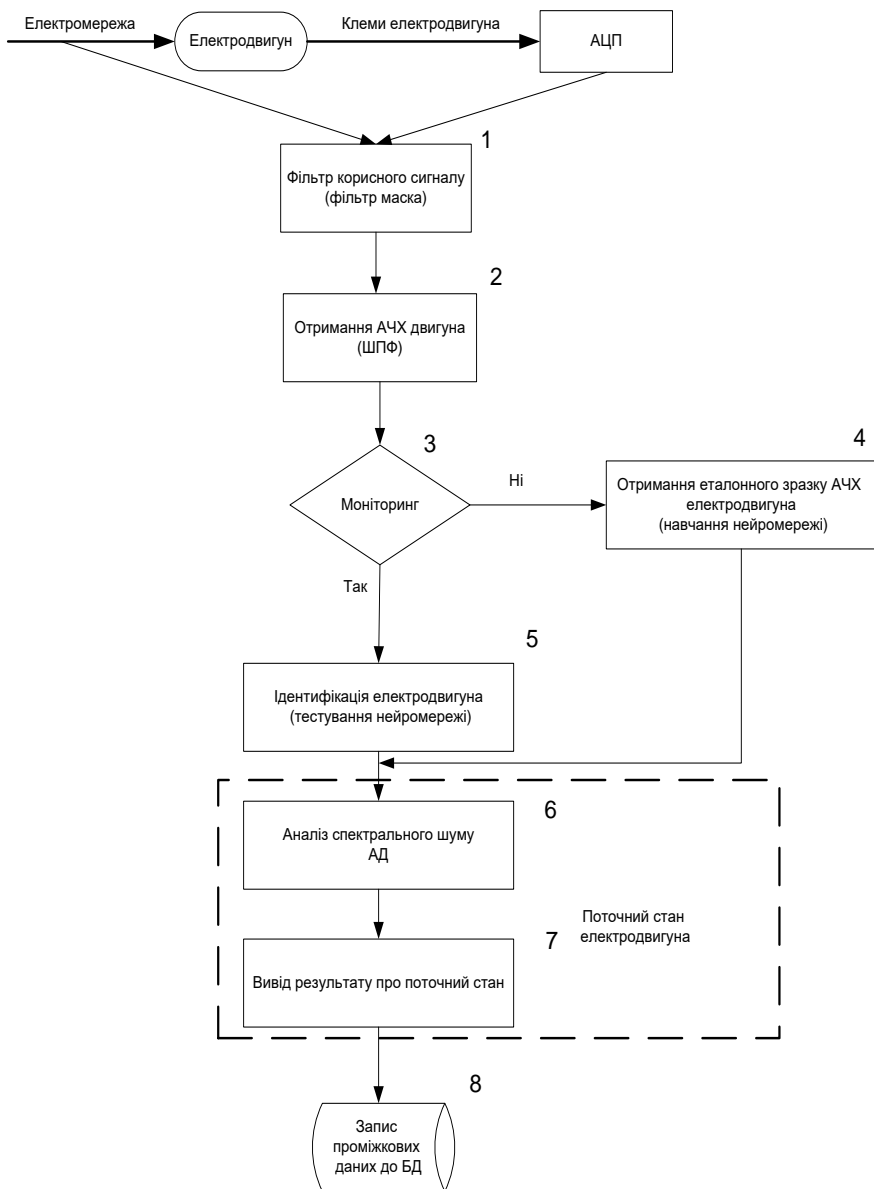


Рис. 3.24. Схема процесу моніторингу поточного стану електрообладнання СКПР

ідентифікації відбувається безпосередньо при використанні апарата нейромереж (п. 3.1).

Блок 4 – аналіз АЧХ двигуна: якщо обладнання під'єднано не вперше, то здійснюється процес його ідентифікації, після якого безпосередньо відбувається контроль поточного стану обладнання таким чином:

1. Так як обладнання ідентифіковано, то з БД системи вибираються його основні характеристики (потужність, частота живлення тощо), на основі яких відбувається розрахунок можливих появ пошкоджень (рис. 3.25) на відповідних частотах (блок 6 - аналіз спектрального шуму обладнання).
2. На основі отриманих даних відбувається перевірка наявності пошкоджень (порівняння можливих появ із реальними значеннями спектрального шуму).
3. Так як АЧХ має динамічний характер, і на її структуру можуть впливати такі чинники, як якість споживаючої напруги, нагрівання електродвигуна тощо, тому для визначення наявності пошкоджень використовується запропонована порогова величина  $d$  (яка враховує  $\Delta k$  та розрахункові значення можливості виникнення дефекту).

Виведення результатів про поточний стан.

Блок 8 - запис даних до БД - записує проміжкові дані до бази даних з метою подальшого встановлення емпіричним шляхом значення порогової величини  $d$  та ведення статистики, наприклад, ймовірності виникнення того чи іншого пошкодження.

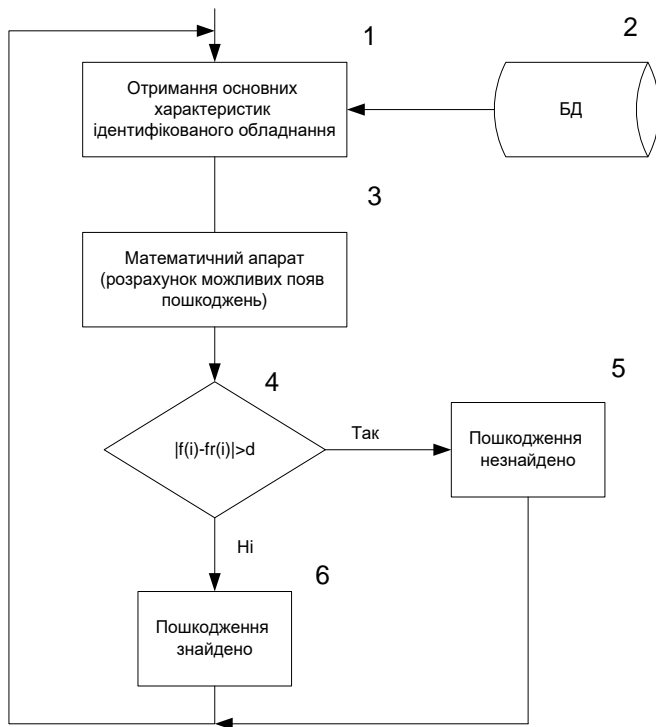


Рис. 3.25. Структурна схема визначення поточного стану

Визначення запропонованої порогової величини  $d$  можна продемонструвати структурною схемою, представленою на рис. 3.26.

На рис. 3.26 представлено:  $f(i)$  – реальне значення амплітуди на відповідній частоті,  $f_r(i)$  – розрахункове (статистичне) значення амплітуди на відповідній частоті.

Також в процесі визначення порогової величини експерт (оператор) може її корегувати відповідно до умов експлуатування електрообладнання, наприклад, із мережею, у якій підвищене або зменшене значення напруги живлення.

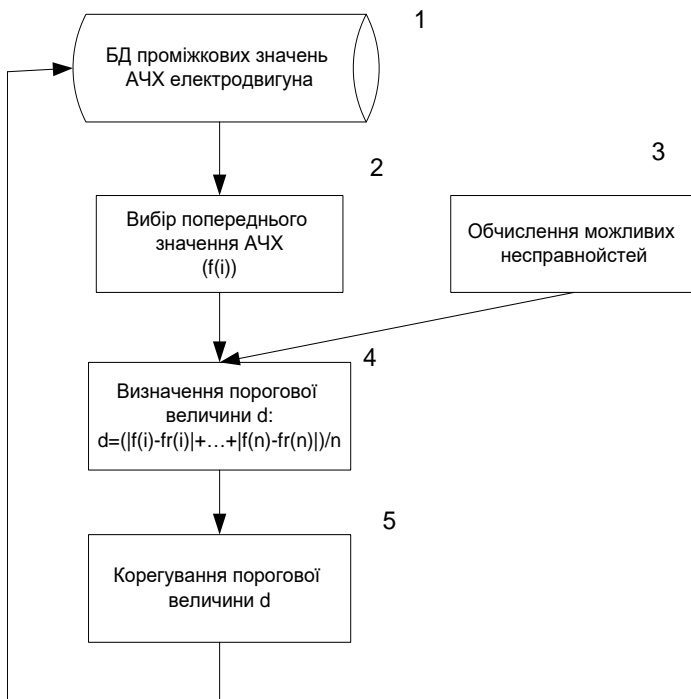


Рис. 3.26. Структурна схема визначення порогової величини  $d$

Загалом, знаходження поточної порогової величини  $d$  для конкретної частоти має такий вигляд [127]:

$$d_i = \frac{\sum_{i=1}^n (|f(i) - fr(i)|)}{n}, \quad (3.23)$$

де  $n$  – поточна частота,  $d_i$  – значення порогової функції на відповідній частоті.

А значення порогової функції прийме наступний вигляд [127]:

$$d = \frac{|d_n - d_{nnp}|}{2}, \quad (3.24)$$

де  $d_n$  – поточне значення порогової величини,  $d_{npr}$  – попереднє значення порогової величини.

Отже, у цілому СКПР може працювати у двох режимах: запам'ятовування у системі електрообладнання та ідентифікація електрообладнання. Для підвищення можливості виявлення та стійкості до шумів СКПР при ідентифікації запропоновано використовувати порогову величину, а саме в процесі тестування нейронної мережі (рис. 3.26, блок 5). Узагальнена інформаційна модель автоматизованого прийняття рішень представлена на рис. 3.27:

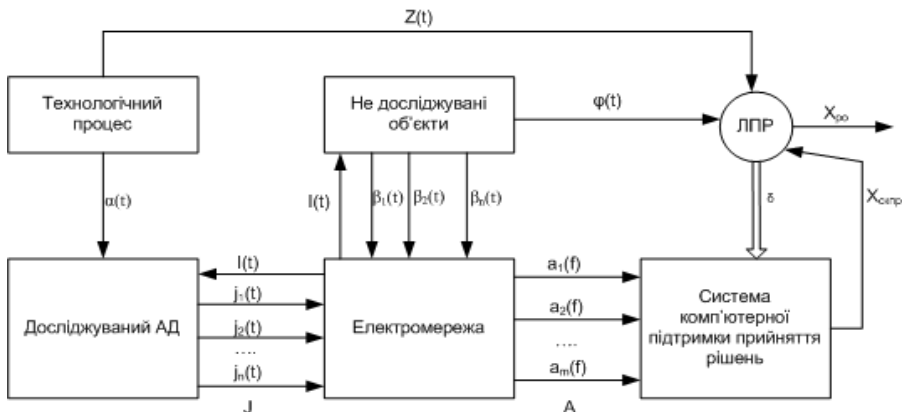


Рис. 3.27. Узагальнена інформаційна модель автоматизованого прийняття рішень

де  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$  – спектр шуму електромережі;  $I(t)$  – струм;  $J = \{j_1, j_2, \dots, j_n\}$  – вищі гармоніки, створювані АД;  $X_{skpr}$  – рішення щодо поточного стану АД;  $\alpha(t)$  – характер робочого процесу;  $\beta = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$  – вищі гармоніки, створювані іншими недосліджуваними об'єктами;  $Z(t)$  – характер завантаженості АД;  $\varphi(t)$  – характер роботи недосліджуваних об'єктів;  $X_{po}$  – рішення ЛПР; ЛПР – людина, яка приймає рішення;  $\delta$  – вектор параметрів налаштування СКПР.

Задача прийняття рішення про наявність дефекту:

$$F(A)=F[K(A)]>e, \quad (3.25)$$

де  $F(K)$  – критерій визначення виникнення дефекту,  $e$  – порогова величина.

### **3.5 Підвищення продуктивності інформаційної технології групової діагностики асинхронних електродвигунів**

Майбутня система моніторингу поточного стану електрообладнання є насамперед системою реального часу, тобто це система, правильність функціонування якої залежить не тільки від логічної коректності обчислень, а й від часу, за який ці обчислення відбуваються.

До основних вимог систем реального часу можна віднести такі:

- передбачуваність;
- можливість паралельного виконання декількох задач;
- максимальний час відгуку ( $t$ );
- безвідмовна робота протягом деякого часу  $\tau$ .

Отже, найбільш вагомою характеристикою для СРЧ є час відгуку. Основним компонентом кожної СРЧ є операційна система. У таблиці 3.5 представлені значення  $t$ , які дають уявлення про час реакції відповідних операційних систем [15].

Як видно, часові рамки СРЧ досить жорсткі (приблизно становлять 10-100 мкс). До сучасних систем реального часу, які здатні реалізовувати задані жорсткі вимоги, можна віднести VxWorks, OS9, QNX, LynxOs, OSE тощо. Вони забезпечують підтримку та набір необхідних інструментів для побудови СРЧ.

Але, також треба зазначити, що часові рамки (табл. 3.1) можуть змінюватися відповідно до використовуваного спеціалі-

лізованого програмного забезпечення, наприклад, роботи СКПР на базі ОС реального часу. Тому важливим є використання алгоритмів функціонування та структури експертних систем, обчислювальних модулів тощо, а також класу розв'язуваних задач.

Таблиця 3.5

Вимоги до латентності СРЧ

Час реакції	Використовувана операційна система
< 10 мкс	Схемні рішення
10-100 мкс	Операційні системи реального часу
100мкс – 1мс	Розширення реального часу для ОС Windows
1 мс	Використання ОС Linux або Windows

Відповідно до системи моніторингу поточного стану електрообладнання час відгуку залежить від кількості вхідних даних та параметрів, які оброблюються системою. Про це свідчать результати моделювання блоку «створення еталонного зразка» (п. 3.4, рис. 3.24).

Моделювання проводилося на трьох'ядерному процесорі. У якості вхідних параметрів було обрано амплітуди перших 55 частот спектрального шуму електрообладнання, розпаралелення процесу навчання нейронної мережі було організовано шляхом використання бібліотеки OpenMP.

Отже, як видно з результатів, використання одночасно трьох ядер та паралельних алгоритмів, дозволяє зменшити час відгуку у середньому до 37% у порівнянні із одноядерним.



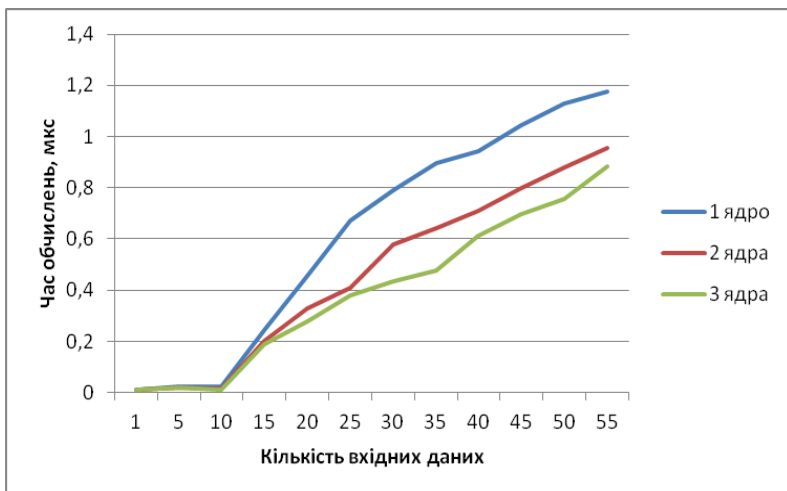


Рис. 3.27. Результати моделювання роботи блоку "Створення еталонного зразку"

Так як використання послідовних алгоритмів не є критичним (максимальний час становить 1.17 мкс) згідно із табл. 3.1, то істотним чином вплинути на час відгуку може одночасне діагностування декількох двигунів. Тому, із урахуванням даних особливостей запропоновано таку структурну схему системи моніторингу поточного стану електрообладнання (рис. 3.28).

Отже, при великій кількості параметрів (кількості електрообладнання), необхідно робити обчислення (процес моніторингу) та рівномірно розподіляти між процесорами (ядрами) системи із розрахунку  $n/p$ , де  $p$  – кількість процесорів (ядер),  $n$  – кількість досліджуваних об'єктів (електродвигунів). Також необхідно забезпечити правильність та достовірність запису результатів шляхом забезпечення синхронізації критичної секції (запису даних до БД).

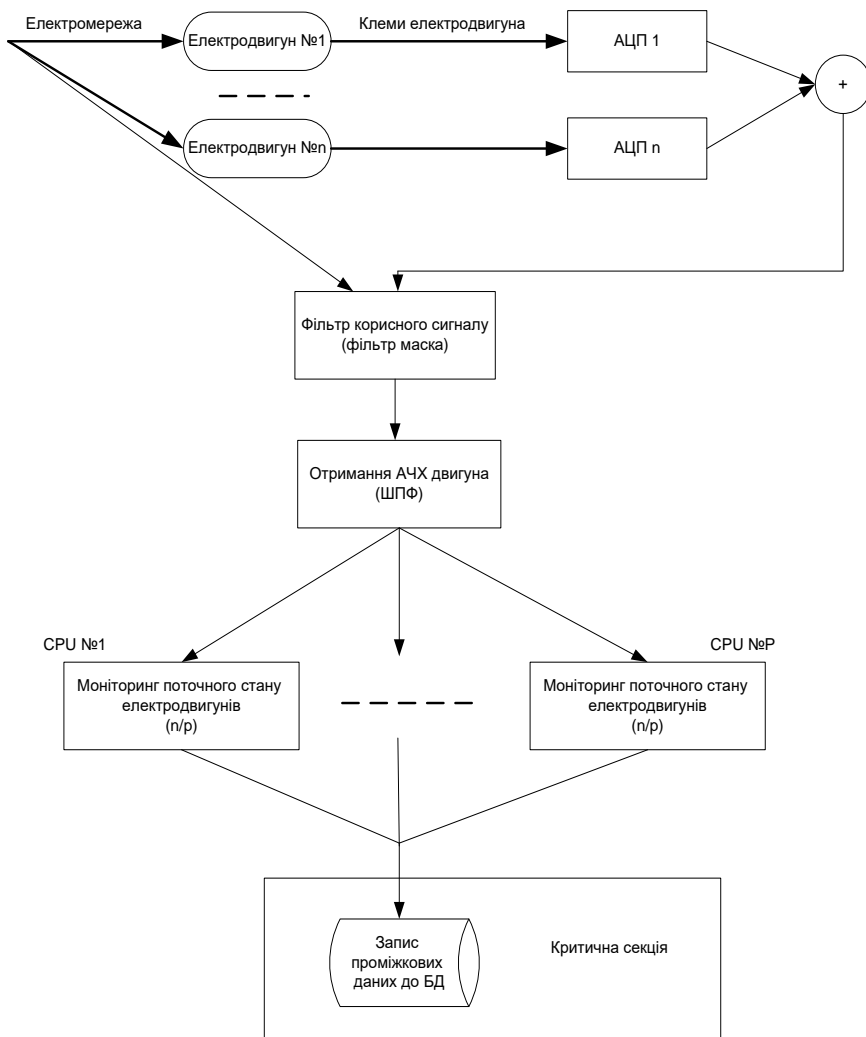


Рис. 3.28. Вдосконалена структурна схема системи моніторингу поточного стану електрообладнання

### 3.6. Висновки до третього розділу

1. Отримав подальший розвиток метод підвищення якості параметричної ідентифікації АД у електромережі на

основі застосування штучних нейронних мереж для обробки, класифікації та розпізнавання елементів спектрального шуму електрообладнання шляхом введення нових, запропонованих та досліджених складових вектора вхідних параметрів нейронної мереж. Це дозволяє покращити якість розпізнавання досліджуваних об'єктів у середньому на 14 %.

2. На основі аналізу спектральних властивостей електрообладнання в холостому та навантаженому стані запропоновано методику виявлення відносної спожитої потужності АД, що дозволяє виявляти підвищене споживання електроенергії.

3. У процесі аналізу існуючих фільтрів та вимог до необхідного забезпечення якості вхідної навчальної вибірки запропоновано програмне фільтрування методом маскування, яке дозволяє підвищити якість розпізнавання навіть декількох об'єктів одночасно (щонайменше 3-х).

4. На основі проаналізованих вхідних даних (спектрограми електрообладнання) запропоновано при навчанні та тестуванні нейронної мережі використовувати статистичну порогову величину  $d$ , з метою підвищення відсотка розпізнавання дефектів у розроблювальній інформаційній технології у процесі моніторингу в середньому на 5-10 %.

5. Для розроблюваної СКПР моніторингу поточного стану електрообладнання запропоновано структурну схему на основі використання багатоядерних (кластерних) КС з метою підвищення продуктивності та наближення швидкодії до існуючих вимог систем реального часу.

## 4. РОЗРОБКА СТРУКТУРИ СКПР, ЇЇ ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ВИПРОБУВАННЯ

### 4.1. Загальна структура СКПР

Загалом, структура СКПР системи групового моніторингу поточного стану асинхронних електродвигунів (рис. 4.1) складається з таких блоків:

- База даних для зберігання вихідних та проміжних значень параметрів, необхідних для визначення поточного стану обладнання.
- Вирішувач – програма, яка реалізовує послідовність правил для визначення поточного стану обладнання та видачі рекомендації оператору на основі знань, які зберігаються у базі знань.
- Модуль пояснення – формує пояснення про те, як система визначила ту чи іншу ймовірність несправності обладнання.
- Діалоговий інтерфейс – орієнтований на організацію взаємодії оператора з СКПР.

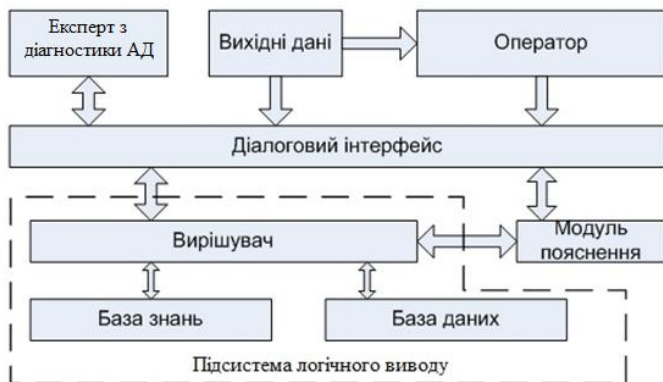


Рис. 4.1. Загальна структура СКПР моніторингу поточного стану електрообладнання

Розроблювана СКПР у випадку моніторингу декількох технологічних об'єктів (електродвигунів, гідроциклонів, сепараторів, компресорів тощо), повинна оброблювати великий потік параметрів (характерні частоти та величину спожитого струму для кожного ввімкненого двигуна), які швидко змінюються, і при цьому вчасно приймати правильні рішення. Тому в якості апарата логічного виведення, який входить до складу вирішувача, запропоновано використовувати нейромережеву парадигму, тому що у порівнянні із класичними методами (наприклад, лінійна регресія, лінійний дискримінант, авторегресія тощо) дозволяє ефективно будувати нелінійні залежності, які точніше описують набори даних. Також нейромережі дають можливість ефективніше стискати дані за рахунок побудови нелінійних відображень.

Слід відзначити те, що при розробці СКПР і створенні бази знань на основі експериментальних (поточних) даних неможливо врахувати всі ситуації системи, які можуть виникнути, наприклад, в результаті похибок вимірювань датчиків (АЦП), відсутності точної математичної моделі закономірності виникнення дефектів, відмови датчиків тощо. Тому при роботі СКПР можливі невідповідності класифікації ситуацій (виникнення нештатних ситуацій та неможливість видачі правильного результату). Вирішенням даної проблеми є використання у складі СКПР декількох підсистем логічного виводу. Наприклад, до складу розроблюваної структури СКПР (рис. 4.2) входить 2 підсистеми логічного виводу. До завдань першої підсистеми логічного виводу можна віднести аналіз поточних даних на основі накопичених знань (залежностей виникнення того чи іншого дефекту). До завдань другої ПЛВ входить аналіз математичної моделі електрообладнання із врахуванням поточних показників роботи.

База даних ПЛВ №1 містить поточну інформацію про об'єкт (спектральні характеристики досліджуваних асинхронних електродвигунів), а база даних ПЛВ №2 містить інформацію про об'єкт у результаті моделювання роботи об'єкта. У базі знань знаходяться еталонні спектральні характеристики асинхронних електродвигунів, отримані у режимі навчання ПЛВ №1 та інформація, яка характеризує появу дефекту на тій чи іншій частоті.

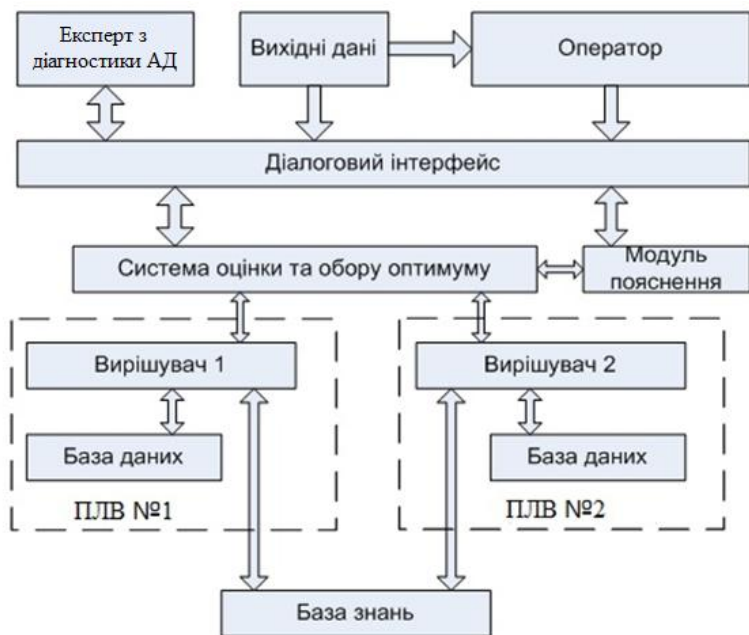


Рис. 4.2. Вдосконалена структура СКПР моніторингу поточного стану АД

Так як виробничий процес є постійним та неперервним, то розроблювана СКПР повинна діагностувати асинхронні електродвигуни у реальному часі та враховувати динаміку зміни поточного стану досліджуваного об'єкта. Це у свою чергу вимагає значних апаратних ресурсів. У випадку одноча-

сного діагностування декількох об'єктів та використання складних математичних методів оцінки поточного стану можуть виникати ситуації несвоєчасної обробки результатів системою. Для вирішення даної проблеми запропоновано використовувати кластерну модель СКПР, яка дозволяє підвищити продуктивність системи в цілому і враховує індивідуальні властивості досліджуваних об'єктів. Структура даної СКПР представлена на рис.4.3.

Інформація від технологічних об'єктів №1..№n за допомогою системної шини передачі даних спочатку потрапляє на консоль кластера, яка у свою чергу розподіляє вхідні дані оптимальним чином між вузлами кластера Node #1..Node #n. Усі дані додатково зберігаються у головній БД. Оператор має можливість, окрім моніторингу поточного стану обладнання, впливати на розподіл навантаження шляхом виставлення пріоритетів для технологічних об'єктів.

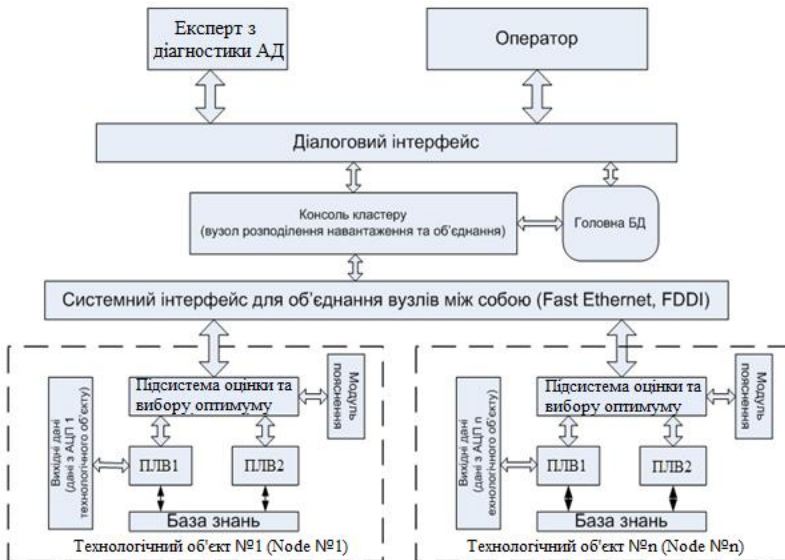


Рис. 4.3. Структура кластерної СКПР

Технологічний об'єкт являє собою систему, яка складається з асинхронного електродвигуна та системи зняття та обробки інформації, представленої у вигляді як окремого ПК, так і мікроконтролера.

Отже, при обробці вхідних даних (спожитий струм електрообладнанням) необхідно забезпечувати відповідний рівень продуктивності та латентності СКПР, тому запропоновано кластерну та вдосконалену (наявність двох ПЛВ) архітектуру СКПР.

## **4.2 Структура даних СКПР моніторингу поточного стану АД**

Досить важливою задачею при створенні СКПР є організація, отримання, зберігання та обробка даних. Причому вибір правильної структури зберігання даних та їх подальшої взаємодії може істотно вплинути на загальний час реакції системи у процесі моніторингу поточного стану АД.

Загалом модель СКПР на основі ІТ групової спектральної діагностики АД та її інформаційні потоки представлена на рис. 4.5.

Досліджувані АД під'єднуються до однофазної або трьохфазної мережі живлення і у процесі своєї роботи та власних конструктивних особливостей утворюють у електромережі вищі гармоніки. У свою чергу з метою подальшого дослідження вищих гармонік підсистема збору технологічної інформації, яка може бути представлена звичайним аналогово-цифровим перетворювачем, перетворює аналоговий сигнал у цифровий з подальшим формуванням спектрального шуму електромережі для аналізу [8, 9].



У свою чергу завданням системи управління базами даних є збереження та управління всіма необхідними даними для правильної та ефективної роботи СКПР.

Зокрема до таких даних можна віднести:

- дані, які відповідають за збереження еталонного зразка роботи досліджуваного АД;

- дані, які відповідають за поточні значення параметрів роботи досліджуваного АД.

Але слід відмітити те, що особливостями роботи будь-якого підприємства є наявність динамічних складових, наприклад використання АД на конвеєрних стрічках, класифікаторах тощо. Тому у відповідно до особливостей ІТ групової спектр-струмової діагностики АД необхідно дану особливість враховувати, наприклад, корегувати відповідні висновки які може прийняти СКПР відповідно до умов технологічного процесу.

Отже, з метою врахування динаміки технологічного процесу інформаційні потоки запропонованої інформаційної технології приймуть наступний вигляд (рис. 4.5).

На основі запропонованих моделей інформаційних потоків можна зробити висновок, що єдиним параметром, який необхідно зберігати у БД, є спектр шуму електромережі. У свою чергу весь спектр шуму електромережі запису до БД не підлягає, а тільки характерні частоти. У середньому кількість ХЧ складає 4-7 шт. відповідно до досліджень [130, 131].

На основі аналізу існуючих підходів для організації, збереження та взаємодії даних було за основу обрано реляційну модель організації.

Модель СКПР та її інформаційні потоки

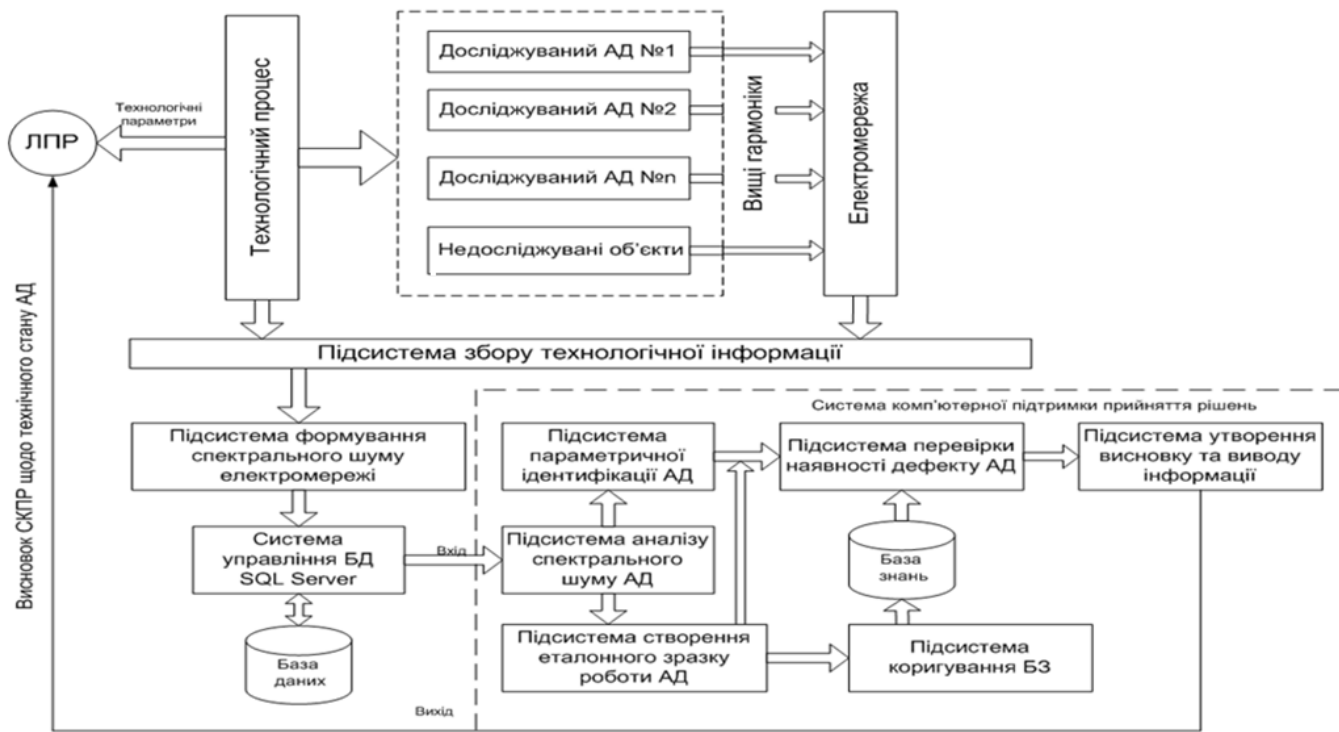


Рис. 4.5. Модель СКПР та її інформаційні потоки

Вона на відміну від існуючих, наприклад ієрархічної та мережевої, характеризується можливістю табличної, реляційної та неупорядкованої організації даних. Зазначені особливості притаманні технологічним даним, які отримує СКПР у процесі своєї роботи.

Загалом логіко-функціональна схема отримання та збереження даних до БД інформаційної технології групової спектр-струмової діагностики представлена на рис. 4.6.

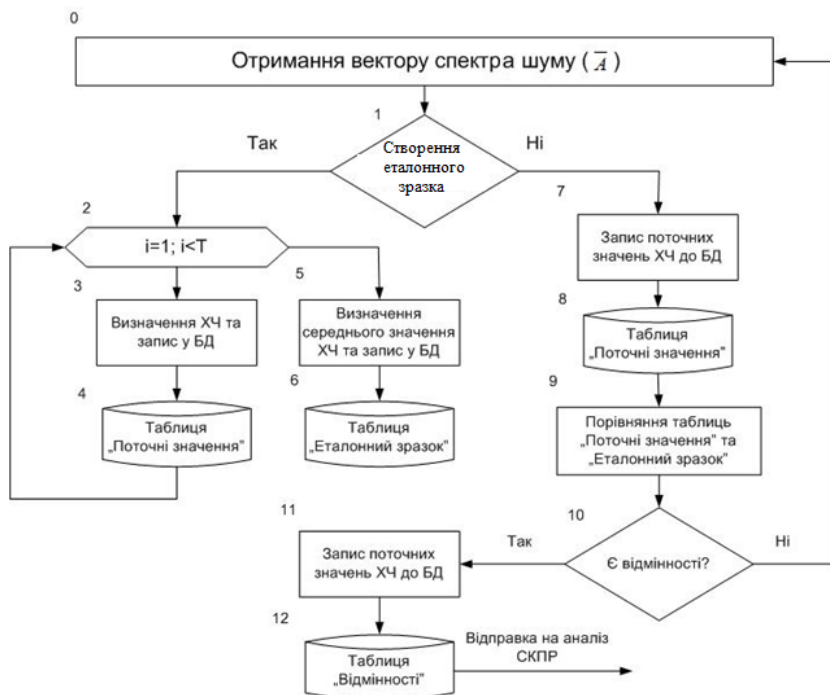


Рис. 4.6. Логіко-функціональна схема отримання та збереження даних до БД ІТ групової спектр-струмової діагностики АД

У випадку під'єднання досліджуваного об'єкта вперше виконується створення еталонного зразка його роботи (блоки 2-6), у випадку звичайного процесу моніторингу поточного стану АД відбувається запис поточних ХЧ до БД (блоки 7, 8)

та порівняння поточних значень із еталонними (блок 9). У випадку, якщо відмінності знайдені, відбувається процес запису до таблиці «Відмінності» та подальша виправка значень (блоки 10-12) до експертної системи (ЕС).

Процес заповнення таблиці «Еталонний зразок» відбувається у декілька кроків. Першим кроком є запис усіх можливих значень ХЧ до таблиці «Еталонний зразок» протягом деякого часу Т.

Час Т обирається індивідуально до кожного досліджуваного об'єкта відповідно до особливостей технологічних процесів підприємства та досліджуваного АД і може сягати від декількох хвилин до декількох годин. У результаті отримаємо середні значення ХЧ, які будуть зберігатися у БД «Еталонний зразок» і відповідатимуть за роботу АД у справному стані.

Якщо відбуваються зміни у технологічному процесі, наприклад зміна середнього навантаження на двигун, то необхідна корекція таблиці «Еталонний зразок». У даному випадку відбувається повторення заповнення таблиці «Еталонний зразок» для досліджуваного АД. Але, якщо зміна технологічного процесу непостійна, то процес створення нового еталонного зразка, а також можливі реакції СКПР потрібно ігнорувати, про що відповідно слід попереджати оператора.

Структури таблиць відповідних БД представлені на рис. 4.7, і структура таблиць відповідає другій нормальній формі.

Поле «ID двигуна» є первинним ключем для відповідної ідентифікації між даними та досліджуваним об'єктом. «№ запису» є первинним ключем для визначення номера запису у БД. Разом ключі «ID двигуна» та «№ запису» є составним ключем за допомогою якого можна однозначно

ідентифікувати досліджуваний АД, його ХЧ, та час можливих збоїв у роботі.

Невід’ємною частиною будь-якої інтелектуальної СКПР є наявність бази знань. У свою чергу БЗ являє собою базу даних, яка містить набір фактів, правил та дій, які необхідно виконувати на основі отриманих даних (фактів).

Таблиця "Еталонний зразок"						Таблиця "Поточні значення"					
№ запису	ID двигуна	ХЧ <sub>1</sub>	ХЧ <sub>2</sub>	...	ХЧ <sub>n</sub>	№ запису	ID двигуна	ХЧ <sub>1</sub>	ХЧ <sub>2</sub>	...	ХЧ <sub>n</sub>
1	11001	79	124	189	205	1	11001	79	124	189	205
2	11011	179	223	390	409	2	11011	178	223	391	409
---	---	---	---	---	---	3	11011	179	223	390	409
						---	---	---	---	---	---

Таблиця "Відмінності"							
№ запису	ID двигуна	Дата	Час	ΔХЧ <sub>1</sub>	ΔХЧ <sub>2</sub>	...	ΔХЧ <sub>n</sub>
1	11001	17.03.14	18:05	79	124	189	205
2	11011	18.03.14	19:10	178	223	391	409
3	11011	02.04.14	02:02	179	223	390	409
---	---			---	---	---	---

Рис. 4.7. Структура основних таблиць БД ІТ групової спектр-струмової діагностики АД

Взаємодію БД з БЗ можна продемонструвати таким чином. Нехай маємо  $\{\sigma/D\}$  – множину станів досліджуваного АД ( $\beta$ ), записаних у термінах доменів  $D$ . Тоді  $\{\tau/T\}$  – множина поточних значень (записи БД «Поточні значення»), за допомогою яких досліджується АД ( $\beta$ ), записані у термінах доменів  $T$ .  $\{\bar{\tau}/T\}$  – результати поточних даних конкретного АД.

При діагностуванні АД на вхід БЗ поступають результати поточних даних (ХЧ), а на виході отримуємо список результатів:

$$\forall \beta \{\bar{\tau}/T\} \longrightarrow БЗ \longrightarrow \{\sigma/D\}. \quad (4.1)$$

У випадку зворотної задачі: на вході отримаємо стан АД або зміну технологічного процесу, а на виході отримаємо

множину нових записів БД «Еталонний зразок», тоді отримаємо таку залежність:

$$\{\sigma / D\} \longrightarrow BZ \longrightarrow \{\tau / T\}_1, \dots, \{\tau / T\}_n. \quad (4.2)$$

Слід відмітити те, що у процесі моніторингу поточного стану АД при створенні «Еталонного зразка» можуть виникати різні фактори  $\{\mu\}$ . Під факторами слід розуміти, наприклад ремонт АД, зміну технологічного процесу тощо. Тому загалом, залежність (1) прийме такий вигляд:

$$\forall \beta \exists \{\mu\} \subseteq BZ: \forall \mu \in \{\mu\} \quad \{\tau / T\} \xrightarrow{\mu} \{\sigma / D\}. \quad (4.3)$$

Отже на основі отриманих залежностей фреймова структура даних БЗ матиме такий вигляд (рис. 4.8):

Структура протофрейму		Приклад екзофрейму	
Назви слотів	Значення слотів	Назви слотів	Значення слотів
№ запису		№ запису	1
ІД двигуна		ІД двигуна	11001
Дата		Дата	17.03.14
Час		Час	18:05
Несправність		Несправність	3
Стан		Стан	0.4

Рис. 4.8. Фреймова структура даних БЗ ІТ групової спектр-струмової діагностики АД

У свою чергу під несправністю розуміється номер несправності, під станом – ймовірність виникнення відповідної несправності.

Окрім фактів головним компонентом БЗ є правила. Дані правила отримуються на основі баєсовської системи логічного виведення, яка використовує таку залежність [3]:

$$P\{A_i|B\} = \frac{P\{B|A_i\}P\{A_i\}}{\sum_{i=1}^n P\{B|A_i\}P\{A_i\}}, \quad (4.4)$$

де  $A_i$  – повна група несумісних подій,  $B$  – деяка подія.

У найпростішому вигляді баєсовська мережа довіри для ІТ групового моніторингу АД прийме такий вигляд (рис. 4.9):

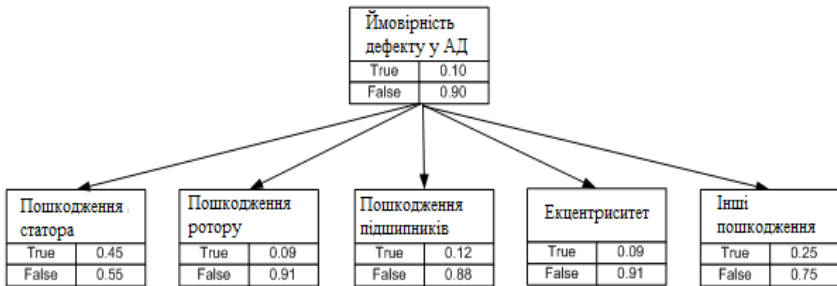


Рис. 4.9. Баєсовська мережа логічного виводу для ІТ групового моніторингу АД

Отже, баєсовська система логічного виводу, а саме ймовірність виникнення дефекту відповідно до виявлення невідповідності спектральної густини, прийме такий вигляд, представлений у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1

Приклад баєсовської системи логічного виводу для ІТ групового моніторингу АД

№ з/п	Дефект	Ймовірність виникнення дефекту	Ймовірність виникнення дефекту у відповідності до виявлення невідповідності спектральної густини
1	Пошкодження елементів статора	0,45	0,045
2	Пошкодження елементів ротору	0,09	0,009
3	Пошкодження підшипників	0,12	0,012
4	Ексцентриситет	0,09	0,009
5	Інші пошкодження	0,25	0,025

Узагальнена інформаційна модель БД розроблювальної ІТ моніторингу АД представлена на рис. 4.10.



Рис. 4.10. Інформаційна модель БД ІТ моніторингу АД

Слід відмітити те, що на діаграмі представлено варіант взаємодії, коли досліджується один АД, у випадку декількох досліджуваних об'єктів усі зв'язки змінюються багато до багатьох.

### 4.3 Аналіз запропонованих вдосконалених структурних схем СКПР

З метою аналізу доцільності та раціональності використання запропонованих вдосконалених структур СКПР було проведено експериментальні дослідження шляхом використання імітаційного моделювання методом Монте-Карло.

Для кожного типу СКПР досліджувався час реакції системи на досліджуваний об'єкт  $\tau$ . Під часом реакції слід розуміти час, протягом якого система робить висновок про техніч-



ний стан електродвигунів. Із кожним етапом експерименту кількість досліджуваних двигунів змінювалася від 1 до 5. Спектральна характеристика кожного двигуна генерувалася випадковим чином.

Результати порівнянь реакції стандартної СКПР та вдосконаленої СКПР представлено на рис. 4.11. Кластерна структура СКПР аналізувалась шляхом збільшення діагностованих електродвигунів з 1 до 5 та збільшенням кількості вузлів кластера від 1 до 4.

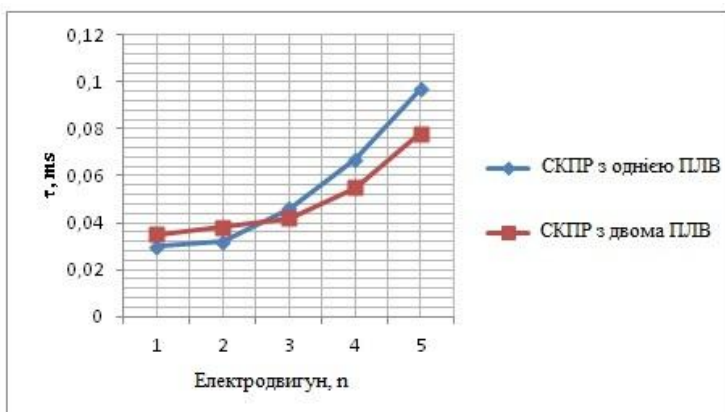


Рис. 4.11. Результати тестувань

У якості вузла кластера кластерної СКПР використовувався модуль експертної системи. У якості типу кластера використовувався кластер НРС (кластер для високопродуктивних обчислень).

Результати тестувань показано на рис. 4.12. Таким чином, за результатами тестувань можна зробити висновок про те, що час реакції в кластерній експертній системі вище, у порівнянні зі звичайною та вдосконаленою СКПР, приблизно на 38-49 % при умові використання 3 або 4 вузлів кластера.

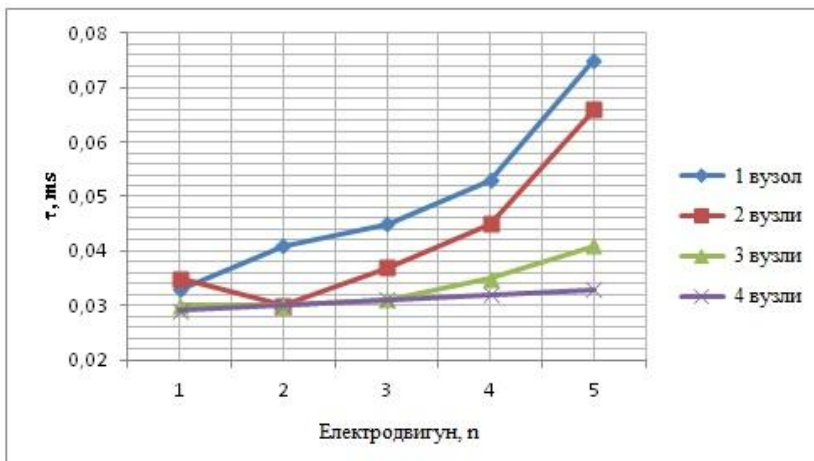


Рис. 4.12. Результати тестувань

Звісно, що на реальному підприємстві отримані показники можуть відрізнятися відповідно, до виникнення різного роду ситуацій, але якість розпізнавання дефектів електродвигунів буде вищою у випадку використання вдосконаленої та кластерної СКПР.

#### 4.4 Структура підсистеми логічного виводу як частини СКПР

Так як виробничий процес є постійним та неперервним процесом діагностики електрообладнання, він повинен відбуватися в реальному часі та враховувати динаміку зміни поточного стану досліджуваного об'єкта. Серед усього різноманіття існуючих СКПР дані вимоги задовольняють динамічні СКПР реального часу [21].

Отже, підсистема логічного виводу СКПР повинна аналізувати поточний стан АД у реальному часі і вчасно повідомляти про це оператору у випадку виникнення передаварійних станів двигунів. У якості діагностованих дефектів АД було обрано пошкодження, які не призводять до повного виходу з

ладу обладнання, а спричиняють тільки їх подальше руйнування, що призводить, наприклад, до збільшеного енергоспоживання, вібрації тощо.

Структура ПЛВ представлена на рис. 4.13. ПЛВ взаємодіє з архівною БД та оперативною інформацією, яка містить поточну інформацію про об'єкт (спектральні характеристики досліджуваного електрообладнання) і знаходиться у інформаційному сховищі СКПР. У базі знань знаходяться еталонні спектральні характеристики електрообладнання, отримані у режимі навчання, та інформація, яка характеризує появу дефекту на тій чи іншій частоті. Апарат логічного виводу координує процеси ПЛВ на основі даних БД та БЗ.

ПЛВ повинна оброблювати великий потік параметрів, які швидко змінюються, та вчасно приймати правильні рішення. Тому в якості апарата логічного виведення запропоновано використовувати нейромережеву парадигму, тому що задачі ідентифікації поточного стану електрообладнання можна віднести до задач розпізнавання.

Але при створенні ПЛВ на основі експериментальних (поточних) даних неможливо врахувати всі ситуації системи, які можуть виникнути, наприклад, у результаті похибок вимірювань датчиків (АЦП), відсутності точної математичної моделі закономірності виникнення дефектів, відмови датчиків тощо.

При роботі ПЛВ можуть виникати невідповідності класифікацій ситуацій. Для вирішення даної проблеми можна використовувати нечітку логіку, нейромережі, дискримінантний аналіз, дерева класифікації тощо.

Для розроблюваної СКПР запропоновано використовувати багаторівневу нечітко-нейромережеву гібридну систему,

яка буде складатися із підмереж різних архітектур (нейромережевої та нечіткої логіки).

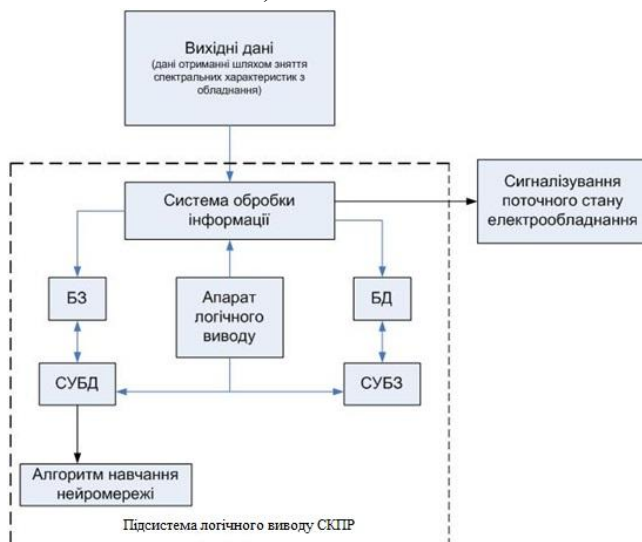


Рис. 4.13. Логіко-функціональна схема підсистеми логічного виводу СКПР

Припустимо, що множину всіх можливих ситуацій можна поділити на множину штатних ситуацій ( $S1$ ) та множину нештатних ситуацій, і необхідно за результатами вимірів поточного стану електрообладнання прийняти правильне рішення щодо відношення даної ситуації до однієї з множин  $S1(t)$  або  $S2(t)$ . Рішенням даної задачі є побудова правила, яке розпізнає поточну ситуацію та обчислює функцію приналежності (використання нейро-нечіткої нейромережевої системи).

Загалом функціонування нейрона має таку форму:

$$y = f(s) = f\left(\sum_{i=0}^n x_i w_i\right), \quad (4.5)$$

де  $f(s)$  – функція активації,  $y$  – вихід нейрона,  $w_i$  – вагові коефіцієнти,  $x$  – входи.

Нейромережева система повинна містити чіткі входи та нечіткі ступені впливів кожного входу на ситуацію. Тоді НС буде являти собою трьохрівневу структуру, яка буде здійснювати контроль за станом  $l$ -ої складової (дефекту) експертної системи ( $l=\overline{1,k}$ ). Де перший рівень являє собою вихідні дані (спектральні характеристики, взяті у проміжку  $[x_0; x_n]$ ); другий рівень виконує фільтрацію ситуаційних ознак  $C_j(j=\overline{1,N})$  – відокремлення шуму від корисного сигналу; третій рівень виконує ідентифікацію ситуації (є дефект/немає дефекту).

Вагові коефіцієнти першого рівня являють собою нечіткі множини  $x_k$  (діапазон коливання амплітуди на відповідній частоті), множина  $a_k$  – результат виконання агрегації:

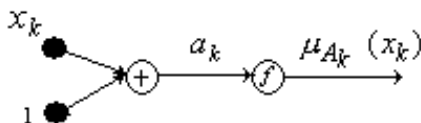


Рис. 4.14. Побудова функції приналежності для ознаки  $x_k$  дефекту  $k$

Вагові коефіцієнти першого шару являють собою нечіткі множини  $A_{kj}(k=\overline{1,N_l}, j=\overline{1,N_c})$ ,  $\mu_{A_k}(x_k)$  – функція активації яка розраховується за наступною формулою:

$$\mu_{A_{kj}}(x_k) = \frac{1}{1+e^{-a_{kj}}} \quad . \quad (4.6)$$

Вагові коефіцієнти другого рівня задаються випадковим чином у проміжку  $[0;1]$ .

Загалом структура НС представлена на рис.4.15

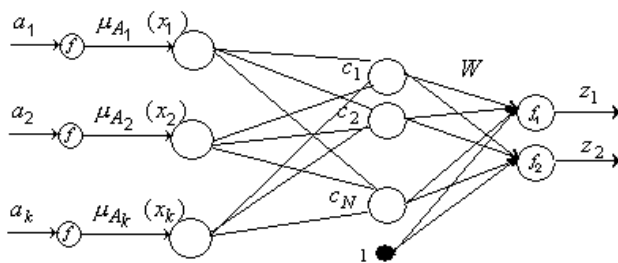


Рис. 4.15. Структура нейромережевої системи

Відповідно до кожного з рівнів функціонування нейронної мережі має такий вигляд:

$$z_m^h = f_m^s \left( \sum_{j=0}^{N_c} w_{jm}^s \cdot \mu_j^s(x_1, \dots, x_N) \right), \quad (4.7)$$

де  $S=2,3$  – номери відповідного рівня,  $h=1,2$  – номер результуючого стану,  $f_m^s$  – функція активації вихідного шару.

Отже, запропонована нейромережева система в якості апарата логічного виводу для ПЛВ може дозволити вирішувати задачі поточного контролю та діагностики електрообладнання у системі реального часу [36].

#### 4.5 Підвищення продуктивності підсистеми логічного виводу як частини СКПР

У якості апарата логічного виведення підсистеми логічного виведення СКПР було обрано нейромережеву структуру. Слід відмітити, що навчання нейромережевих структур, особливо при розв'язанні складних задач, потребує значних затрат апаратних ресурсів та, найголовніше, часу. Тому зменшення часу навчання НМ, а разом з цим підвищення реакції підсистеми логічного виводу СКПР призведе до збільшення продуктивності системи у цілому. Одним із основних варіантів вирі-

шення даної проблеми є використання паралельних алгоритмів навчання нейромереж.

У рамках досліджень дисертаційної роботи розроблено спеціалізовану нейромережу для моніторингу поточного стану асинхронних електродвигунів та реалізовано її у СКПР. Також проведено аналіз існуючих популярних алгоритмів навчання нейромережевих структур, таких як алгоритм прямого розповсюдження та алгоритм зворотного розповсюдження помилки. На основі розпаралелених алгоритмів для багатоядерних систем та кластерів зроблено відповідні висновки: який алгоритм (паралельний чи послідовний) і яка система краща. Розпаралелення вищезазначених алгоритмів реалізовано за допомогою мови програмування C++ з використанням бібліотеки OpenMP для багатоядерних систем та із використанням технології MPI для кластерних систем.

Запропоновано алгоритм навчання персептрона мережі прямого поширення:

Крок 1. На вхід мережі подається деякий вхідний образ  $\bar{X}$ , обчислюється сигнал  $N$  від кожного нейрона, використовуючи таку формулу:

$$N_j = \sum_{i=1}^n W_{ij} * x_j, \quad (4.8)$$

де  $n$  – к-сть нейронів у шарі,  $W_{ij}$  - вага  $i$ -го нейрону, далі обчислюється функція активації  $F(N)$ .

Крок 2. Обчислення помилки  $Error_i = Tar_i - Y_i$ , де  $Y$  - вихід мережі,  $Tar$  - цільовий результат.

Крок 3. Якщо помилка велика, то модифікація ваг мережі  $W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \alpha * x_i * Error_i$ , де  $\alpha$  - швидкість навчання.

Крок 4. Перехід на крок 1.

Отже, математичний алгоритм навчання персептрону прийме такий вид:

$$\begin{aligned} Y_i &= F(\overline{XW}); \\ Error_i &= TAR_i - Y_i; \\ W_i &= W_i + \alpha * x_i * Error_i. \end{aligned}$$

Так як обчислення добутку двох векторів є число, то паралельний математичний алгоритм прийме вид:

$$\begin{aligned} Y_i &= F(\overline{X_H W_H}); \\ Error_i &= Tar_i - Y_i; \\ W_{i_H} &= W_{i_H} + Error_i * \alpha * x_{i_H} \end{aligned} \quad ,$$

де  $H=N/P$  – середня кількість елементів, котра припадає на один процесор,  $P$  – кількість процесорів,  $N$  – загальна кількість елементів. Аналогічно було розроблено паралельний математичний алгоритм Back Propagation:

$$\begin{aligned} Y_i &= F(\overline{X_H W_H}); \\ d &= Y_i(1-Y_i)(Tar_i - Y_i); \\ W_{i_H} &= W_{i_H} + dY_i \end{aligned}$$

Для багатоядерних систем даний алгоритм було реалізовано у середовищі Visual Studio 2012 Professional на мові програмування C++ з використанням бібліотеки OpenMP.

Тестування вищезазначених алгоритмів відбувалося на базі двоядерного процесора Intel Core Duo T2450 (2.0 Ghz, 533 Mhz FSB, 2MB L2 cache), ОЗП – 1GB. Операційна система Microsoft Windows XP SP3. У якості навчаючої вибірки для тесту №1 (рис. 4.7) було обрано амплітуди перших 20 частот амплітудно-частотної характеристики електрообладнання та з початковою кількістю нейронів 40. Кількість нейронів поступово збільшувалась до 500. Швидкість навчання становила



$\alpha=0,0001$ , значення граничної помилки  $E=0,001$ . На ядрі №1 процесора обчислювалась функція активації  $F$  та помилка Error навчання, а часткові суми та кореговані ваги нейронів на обох ядрах одночасно. Для більшої наочності було протестовано послідовні та паралельні алгоритми ВР та алгоритм навчання персептрона. Результати першого тесту представлені на рис. 4.16.

Для тесту №2 всі вхідні дані залишилися такими ж самим, як і для тесту №1, змінилась тільки гранична помилка  $E=0,01$ . Результати тесту представлені на рис. 4.17. Для тесту №3 було взято 200 амплітудно-частотних характеристик з початковою кількістю нейронів 300. Кількість нейронів поступово збільшувалась до 900. Швидкість навчання становила  $\alpha=0,0001$ , значення граничної помилки  $E=0,001$ . Результати тесту №3 представлені на рис. 4.18.

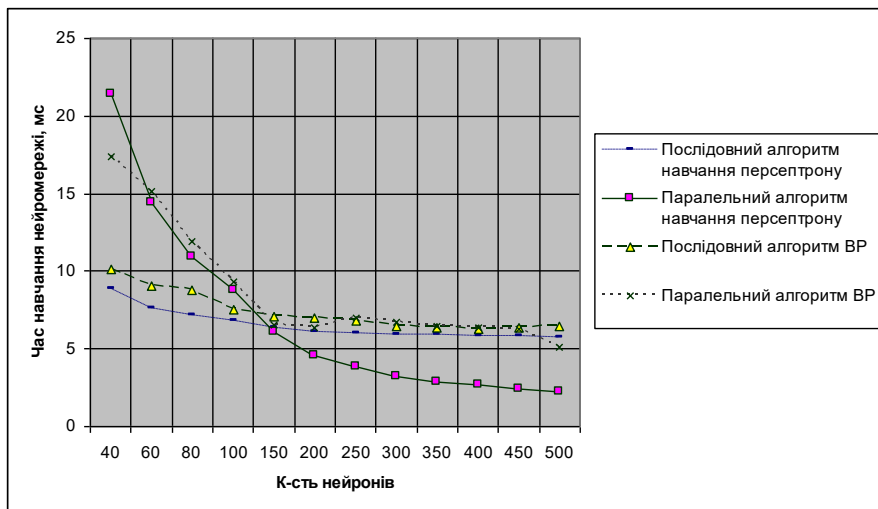


Рис. 4.16. Результати тестувань №1

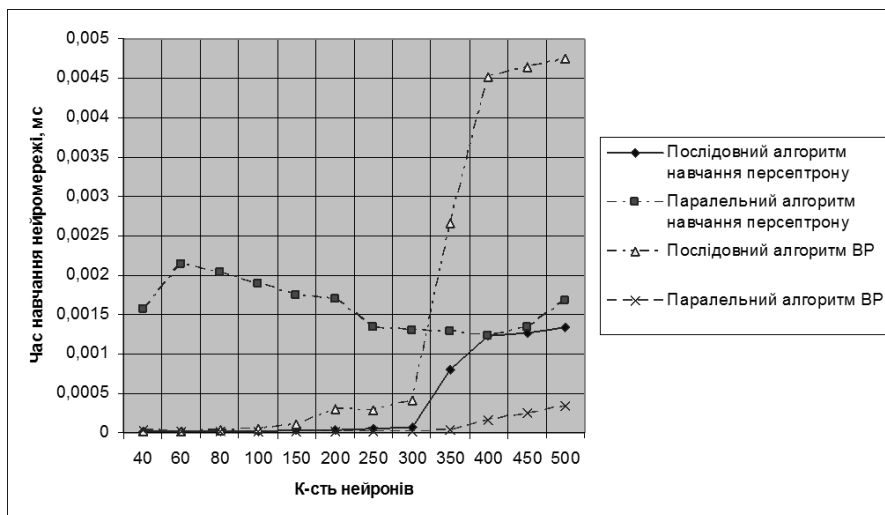


Рис. 4.17. Результати тестувань №2

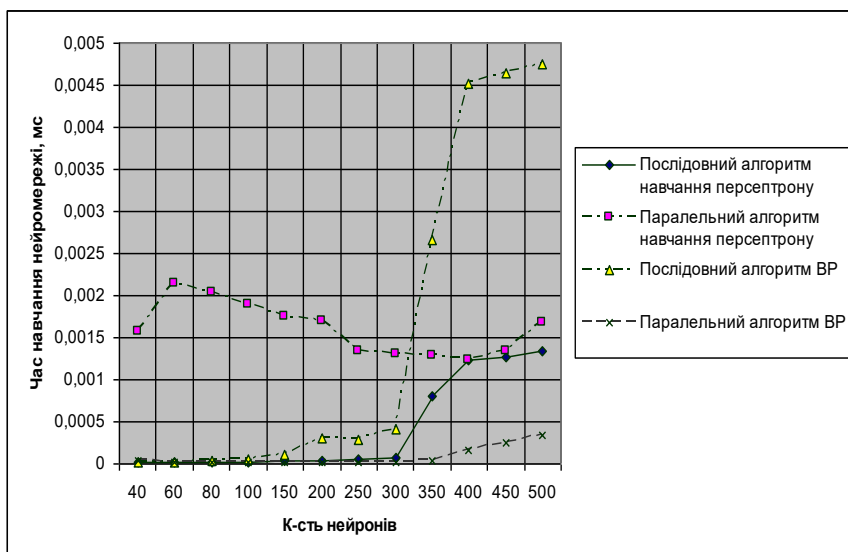


Рис. 4.18. Результати тестувань №3

Тестування паралельних та послідовних алгоритмів відбувалося на базі кластера з двох комп'ютерів на платформі двоядерного процесора Intel Core Duo T2450 (2.0 Ghz, 533

Mhz FSB, 2MB L2 cache), ОЗП – 1GB. Операційна система Linux. У якості навчаючої вибірки було обрано амплітуди перших 20 частот амплітудно-частотної характеристики електрообладнання та з початковою кількістю нейронів 40. Кількість нейронів поступово збільшувалась до 500. Швидкість навчання становила  $\alpha=0,0001$ , значення граничної помилки  $E=0,001$ . Результати тесту №4 приведені на рис.4.19.

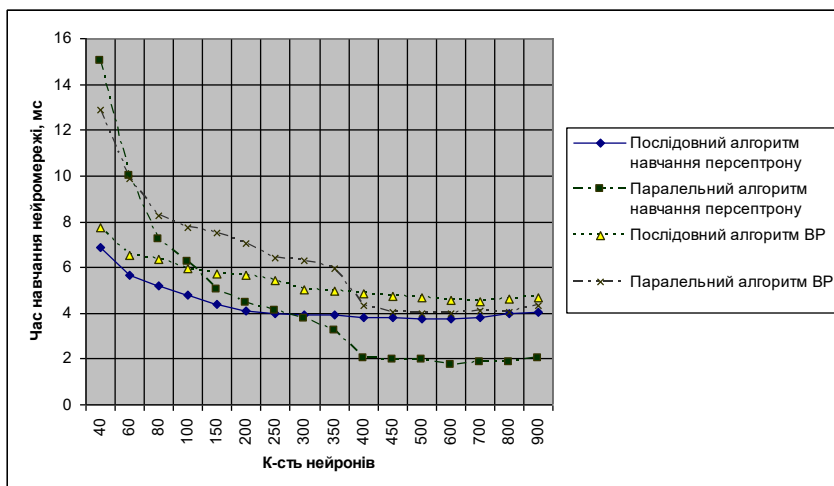


Рис. 4.19. Результати тестувань №4

У результаті тестувань було з'ясовано, що на платформі Linux нейронна мережа навчається швидше, ніж на платформі Windows, перш за все це пов'язано з наявністю графічної оболонки у системі Windows. У першому та другому тестах, коли задавалась досить висока точність навчання ( $E=0,001$ ), було прослідковано спад швидкості навчання при досить малій (на початку тестувань) кількості нейронів і при досить великій (у кінці тестувань). У тестах №2 та №3 при точності навчання  $E=0,01$  спад швидкості прослідковувався тільки при досить великій кількості нейронів. Спад навчання при відносно малій кількості нейронів (приблизно на 50 % більший від вхідної

вибірки) можна пояснити збільшенням кількості ітерацій підбору ваг нейронів, а спад при збільшенні кількості нейронів пояснюється збільшенням часу обчислення активаційних функцій нейронів. Усі чотири тести показали, що використання розпаралеленого алгоритму збільшує швидкість та зменшує час навчання нейронної мережі, а це у свою чергу підвищує продуктивність СКПР у цілому.

#### **4.6 Алгоритм функціонування СКПР**

При моніторингу поточного стану асинхронних електродвигунів логіко-функціональну схему роботи СКПР можна представити схемою, представленою на рис. 4.20. За даною схемою можна простежити основні етапи утворення управлінського рішення на підприємстві.

Основним засобом, який дозволяє збільшити продуктивність роботи оператора, є персональний комп'ютер з установленим відповідним програмним забезпеченням (програмна реалізація СКПР).

Отримана вихідна інформація від датчиків АЦП (блок 1), а саме спожитий електричний струм, які розташовані на технологічних об'єктах, оброблюється (перетворення до цифрового виду та отримання амплітудно-частотної характеристики) та в структурованому вигляді поступає до системи підтримки прийняття рішень (блок 2-8).

Блок 2 відповідає за перетворення вхідної інформації за допомогою математичного апарата Фур'є у АЧХ. Також даний блок визначає чи під'єднано обладнання вперше чи ні. Далі АЧХ оброблюється у блоці 3-6 відповідно до поточного стану (навчання або ідентифікація електрообладнання).

Блок 3 відповідає за визначення характерних частот на основі спектрального шуму досліджуваного об'єкта.



У випадку визначення характерних частот, відбувається створення еталонного зразка досліджуваного об'єкта (блок 4).

У випадку, якщо обладнання під'єднано невперше, відбувається процес його ідентифікації (блок 5).

Блок 6 відповідає за визначення оцінки (моніторинг) про поточний стан електрообладнання, а саме: у базі знань відбувається пошук відповідних варіантів рішення задачі (видача результату про можливі види поломки та наслідків неправильної роботи), і на основі отриманих системою результатів оператор приймає відповідне рішення (блок 5).

Блок «оператор» – на основі запропонованих СКПР рішень та поточного стану електрообладнання приймає рішення про технічний стан обладнання (блок 7).

Для розроблюваної СКПР було запропоновано алгоритм функціонування, при якому оператору надається можливість налаштовувати основні параметри (блок 8) системи і на основі запропонованих варіантів приймати рішення щодо стану об'єктів.

## **4.7 Впровадження запропонованих рішень**

### **4.7.1 Розробка спеціалізованого ПЗ**

Програмне забезпечення СКПР розроблено на мові програмування Delphi 7.5 з використанням програмно-апаратних засобів WIN API 32. Приклад програмних вікон представлено на рис. 4.21–4.25.

ПЗ може працювати у двох режимах: запам'ятовування досліджуваних асинхронних електродвигунів у системі та їх розпізнавання у електромережі з подальшим моніторингом поточного стану. Для підвищення можливості виявлення та стійкості до шумів СКПР при ідентифікації АД запропоновано

використовувати порогову величину  $d$ , а саме: у процесі тестування нейронної мережі (р. 3.4, залежність 3.23-3.24).

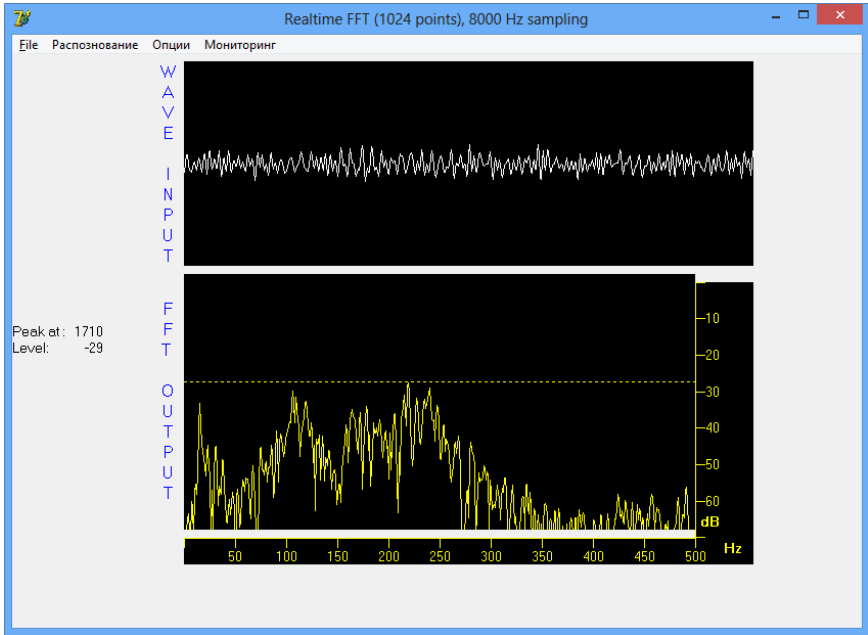


Рис. 4.21. Приклад роботи ПЗ СКПР моніторингу поточного стану електродвигуна

У випадку першого ввімкнення обладнання в електромережу його необхідно запам’ятати (рис. 4.23).

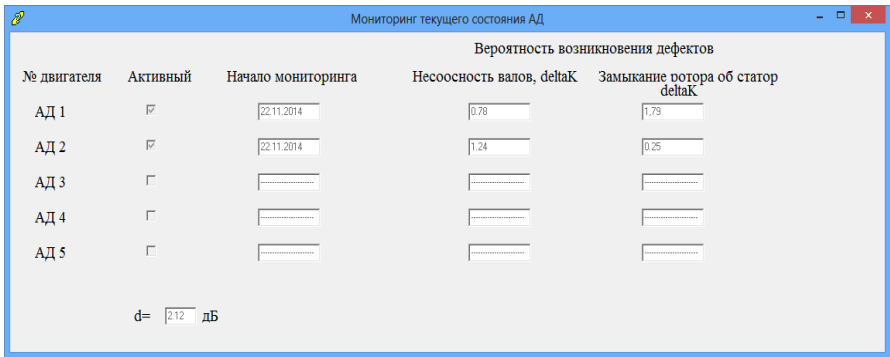


Рис. 4.22. Приклад процесу моніторингу поточного стану

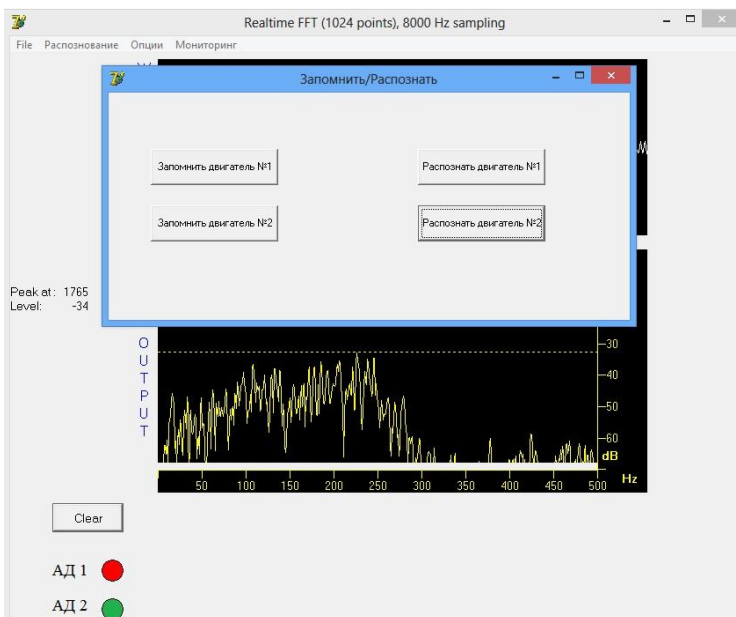


Рис. 4.23. Приклад процесу створення еталонних зразків роботи АД

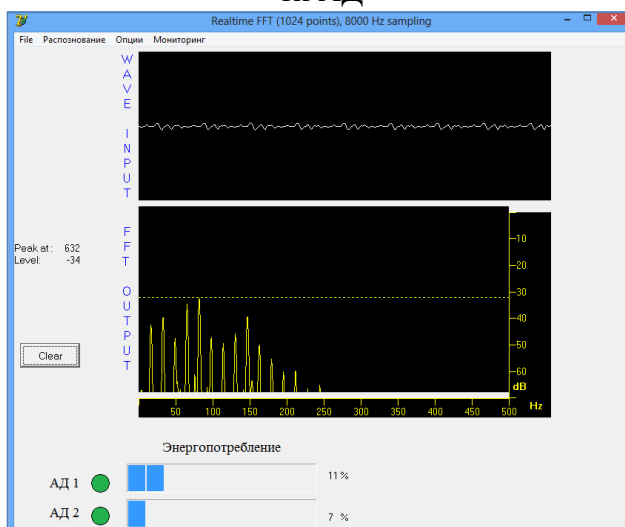


Рис. 4.24. Приклад процесу моніторингу відносного енергоспоживання



Режим моніторингу обладнання відбувається автоматично, тобто на екрані можна побачити поточний спектральний шум електромережі (рис. 4.22 та рис. 4.24) та відповідне повідомлення у випадку, коли обладнання працює у штатному режимі, та повідомлення у випадку, коли існує можлива несправність.

Також з метою візуалізації спектра шуму досліджуваних АД можна побудувати спектр вхідного сигналу у часі (рис. 4.25) з візуалізацією максимальних ХЧ у часі.

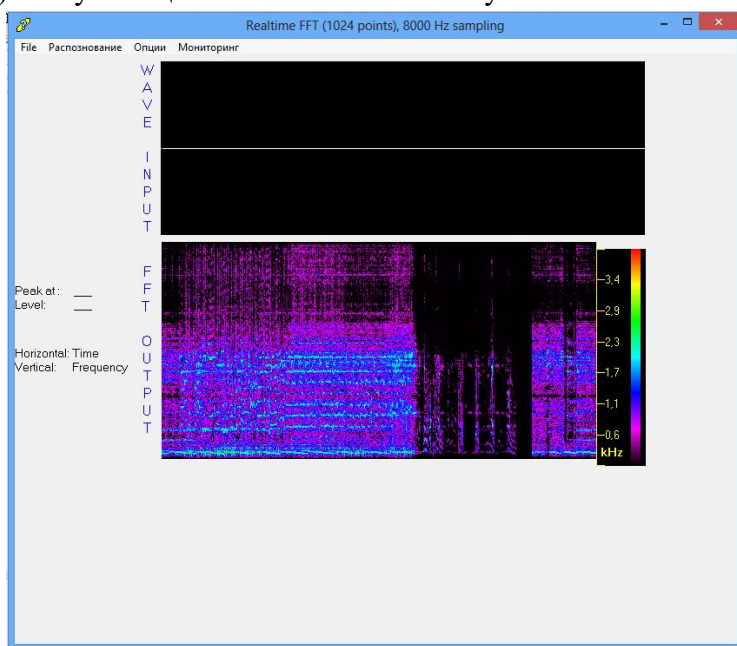


Рис. 4.25. Приклад представлення вхідного сигналу у вигляді спектру

Слід відмітити, що вибір технологічної системи управління базами даних для інформаційної СКПР ґрунтувався не тільки на її технічних характеристиках, надійності, продуктивності та відмовостійкості БД, але й на темпах розвитку, перспективності, повноті та якості документації. Сьогодні на рин-

ку існує досить багато різних СУБД, таких, як MySQL, Firebird, Informix, InterBase, MS SQL Server, Oracle, IBM DB2, серед яких є значна частка безкоштовних продуктів [121]. Порівняльну характеристику цих СУБД наведено у табл. 4.2.

Таблиця 4.2

Порівняльний аналіз мережевих клієнт-серверних СУБД

№ з/п	Критерій для порівняння		СУБД						
			MySQL	Firebird	InterBase	MS SQL Server	Oracle	IBM DB2	PostgreSQL
1.	ОС	Windows	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
2.		Linux	✓	✓	✓		✓	✓	✓
3.		BSD	✓	✓	-	-	-	-	-
4.	Рівень надійності та захисту інформації		Середній	Середній	Середній	Дуже високий	Дуже високий	Високий	Високий
5.	Можливості мови запитів SQL та засобів БД		Слабкі	Середні	Дуже слабкі	Потужні	Потужні	Потужні	Потужні
6.	Системні вимоги до апаратного забезпечення		Низькі	Низькі	Середні	Високі	Дуже високі	Дуже високі	Середні
7.	Складність експлуатації та адміністрування		Низька	Середня	Середня	Висока	Висока	Дуже висока	Середня / Висока (в залежності від масштабу)
8.	Темпи розвитку, удосконалення, перспективність		Стрімкі	Повільні	Дуже повільні	Стрімкі	Стрімкі	Повільні	Стрімкі
9.	Вартість ліцензії, тис. \$		Вільна	Вільна	6,5	35	30-80	>50	Вільна

За результатами детального аналізу переваг та недоліків вищезазначених СУБД в умовах виробництва найбільш доцільним буде застосування MS SQL Server, яка при меншій вартості, ніж Oracle та IBM DB2, забезпечує високий рівень захисту інформації, повну реалізацію можливостей мови запитів SQL та якісну сервісну підтримку з боку компанії Microsoft.

Адекватність прийнятого рішення підтверджується багаторічним досвідом експлуатації СУБД MSSQL Server 2008 на Південному ГЗК. Система ефективно працює на 2-процесорному сервері з об'ємом оперативної пам'яті 6 ГБ, кожен з процесорів має по 4 ядра. БД складається зі 100-120 таблиць, основними полями якої є дійсні числа розміром 8 байт. MS SQL Server за 1 хвилину опрацьовує понад 10000 складних запитів до різних таблиць даних, а пікове навантаження на серверну станцію при цьому не перевищує 70%. Середнє робоче навантаження на процесори складає близько 15-20%. Деякі показники технологічних процесів знімаються з датчиків систем керування з частотою в 1 секунду, що генерує досить потужний інформаційний потік. Така дискретність призводить до зростання об'єму БД зі швидкістю 6 ГБ/рік [109].

Впровадження розробленої СКПР у виробництво повинне здійснюватися з урахуванням міжнародного стандарту ISO/IEC 15026-1:2010 «Проектування систем та розробка програмного забезпечення. Гарантування систем і програмного забезпечення», згідно з яким система повинна мати зворотну сумісність. На рис. 4.26 показано типову модель інтеграції інтелектуальної СКПР в інформаційну структуру підприємства.

Блок обробки інформації включає в себе знижуючий трансформатор напруги, АЦП та пристрій передачі інформації мережею Ethernet. Сервер БД зберігає всі еталонні зразки спектральних шумів кожного електродвигуна та проміжні значення.

У випадку використання кластерної структури СКПР типова модель інтеграції інтелектуальної СКПР в інформаційну структуру підприємства матиме вигляд представлений на рис. 4.27.

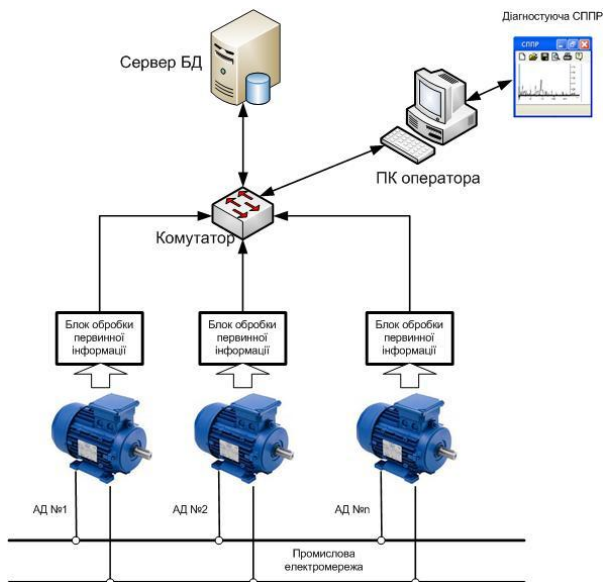


Рис. 4.26. Інтеграція СКПР у типову інформаційну структуру підприємства

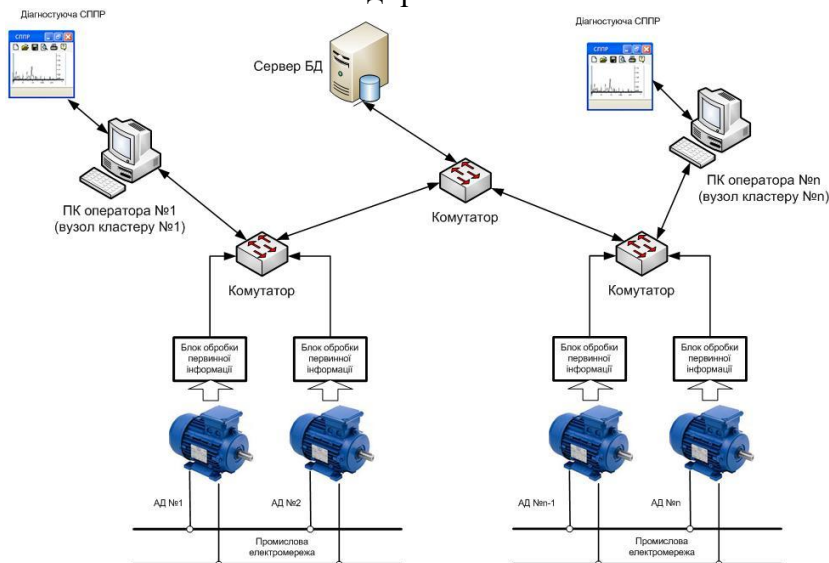


Рис. 4.27. Інтеграція кластерної СКПР у типову інформаційну структуру підприємства

У випадку використання кластерної моделі СКПР необхідно у ПЗ ввімкнути підтримку міжмережевого обміну на основі технології MPI, при цьому навантаження буде перерозподілюватися між вузлами відповідно до кількості діагностованого обладнання.

#### **4.7.2 Аналіз результатів впровадження на підприємстві**

Розроблені в дисертації методи, алгоритми й засоби дозволили реалізувати проекти для систем спектр-струмової діагностики та моніторингу для об'єктів промисловості, а саме:

- систему моніторингу роботи електродвигунів приватного підприємства «ФЕРРОВТОР» (м. Кривий Ріг, Україна);
- систему діагностики роботи під час капітальних ремонтних робіт електродвигунів ТОВ «НБС Технологія» (м. Кривий Ріг, Україна).

Оцінка економічної ефективності СКПР для кожного підприємства проводилася за допомогою технологічної статистики та результатів імітаційного моделювання [75]. У табл. 4.3 наведено фрагмент результатів при моніторингі поточного стану АД та планового його ремонту згідно з існуючими методиками на підприємстві ТОВ «НБС Технологія» та із застосуванням СКПР.

Значення сумарних питомих витрат, прогнозоване ІС, зазвичай відрізняється від того значення, яке отримується в дійсності при використанні запропонованих параметрів у процесі моніторингу технічного стану АД.

Таблиця 4.3

Оцінка економічного ефекту від застосування інтелектуальної  
СКІР

№ ек- пер.	Сумарні питомі витрати на ремонт АД, грн./дв					Питомий ефект, ΔS, грн./дв
	Аварійна ситуація ( к-сть. дв),	з використанням СКПР				
		Діагностовано		Недіагностовано		
		шт.	S	шт.	S*	
1.	10	6	240	4	160	0
2.	9	3	120	6	240	0
3.	4	3	120	1	40	80
4.	4	3	120	1	40	240
5.	10	10	400	0	0	-40
6.	3	1	40	2	80	0
7.	7	5	200	2	80	-40
8.	9	6	240	3	120	-40
9.	3	2	80	1	40	-40
10.	0	0	0	0	0	-40
11.	5	3	120	2	80	240
12.	6	5	200	1	40	120
13.	4	3	120	1	40	80
14.	6	5	200	1	40	-120
15.	2	2	80	0	0	-120
16.	7	2	80	5	200	-120
17.	8	6	240	2	80	-160
18.	7	5	200	2	80	0
19.	2	0	0	2	80	240
20.	7	3	120	4	160	160
Середнє	5,65	3,65	86	2	102	+ 22

У випадку, коли СКПР не може визначити технологічні параметри АД, наприклад даних про АД немає у БД, або з інших причин, то ймовірність про можливий технічний стан моделюється та заноситься до БД і відповідно результат повідомляється оператору. Також, за статистикою, на підприємствах у середньому з ладу виходить до 35 % АД на рік. Дана ситуація враховувалася в процесі побудови імітаційної моделі.

У результаті здійснення інтегрального аналізу ефективності автоматизованого керування було визначено, що у середньому на достатньо довгій вибірці даних (20–50 діагностованих двигунів) питомий економічний ефект додатний і складає від +0,15 до +0,75 грн/дв.

Питомий середній економічний ефект визначався згідно з виразом:

$$\Delta \hat{S} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S - S^*), \quad (4.9)$$

де  $S$ ,  $S^*$  – сумарні питомі витрати на ремонт одного АД, отримані при ремонті по факту та з використанням СКПР відповідно, грн/дв;  $N$  – кількість техніко-економічних оцінок.

На розглянутих підприємствах використання СКПР дозволить зменшити сумарні питомі витрати на ремонт одного двигуна в середньому на 1,8 - 2,17 %.

Для візуальної оцінки якості роботи СКПР представлено приклад часової діаграми роботи ПЗ ТОВ «НБС Технологія», де позначено характерні точки, в яких система діагностувала можливі несправності і не діагностувала (промахи) (рис. 4.28).

Економічний ефект було визначено згідно із формулою:

$$P = \frac{\Delta \hat{S}}{\hat{S}} Q, \quad (4.10)$$

де  $\hat{S}$  – середнє значення сумарних питомих витрат за рік, грн/дв;  $Q$  – річна середня кількість виходів з ладу АД за рік, грн/дв. Так, при середній кількості виходу з ладу АД за рік економічний ефект на ПП «ФЕРРОВТОР» складає  $P = 20$ -25 тис. грн/рік, на ТОВ «НБС Технологія» складає  $P=50$ -75 тис. грн/рік, відповідно за ремонт у середньому 1 кВт = 40 грн.

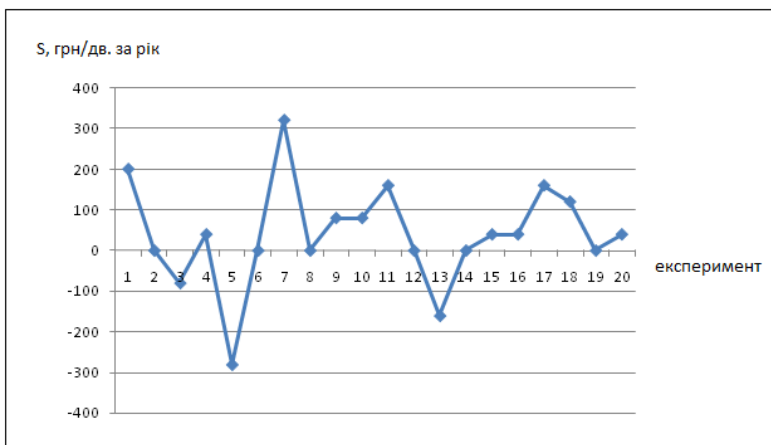


Рис. 4.28. Часова діаграма сумарних питомих витрат при діагностиці АД ТОВ «НБС Технологія»

Було проведено розрахунок капітальних вкладень на впровадження СКПР. Так, наприклад, для цін 2012 року за умови, що на підприємстві уже функціонує налагоджена СУБД MS SQL Server, локальна корпоративна мережа, а також засоби збору технологічної інформації, загальний кошторис представлений у додатку (табл. А.1).

За відомою формулою для підприємств було визначено строк окупності проекту:

$$T_{ок} = \frac{K}{P}, \quad (4.11)$$

де  $K$  – обсяг капітальних вкладень, грн;  $P$  – прибуток від застосування СКПР за рік. Для підприємства ТОВ «НБС Техно-



логія» строк окупності складає менше 1,5 роки, а для ПП «ФЕРРОВТОР» строк окупності складає менше 3 років.

#### **4.7.3 Розпізнавання асинхронних електродвигунів у електромережі без попереднього створення еталонного зразку на прикладі виробничих об'єктів Інгулецького ГЗК**

Загалом при використанні запропонованої інформаційної технології перед процесом ідентифікації електродвигуна в електромережі передусь процес створення еталонного зразка досліджуваного об'єкта. Але в умовах підприємства створення еталонного зразка може бути практично неможливим, так як обладнання працює безперервно та у комплексі з іншим електрообладнанням. Постає проблема виокремлення індивідуальних характеристик (характерних частот) серед комплексу шуму та ХЧ іншого обладнання, які його характеризують (ідентифікують).

З метою вирішення даної задачі було виконано ряд експериментальних досліджень над технологічними об'єктами підприємства ІнГЗК. Зокрема, було проведено ряд промислових випробувань розробленої інформаційної технології на основі отриманих спектральних характеристик промислової електромережі ( $U=0.4\text{кВ}$ ) РОФ-2, в яку увімкнено такі асинхронні електродвигуни:

- електродвигун конвеєра № 715, потужністю 6 кВт, 750 об/хв. (12.5 Гц);
- електродвигун конвеєра № 735, потужністю 7.5 кВт, 750 об/хв. (12.5 Гц);
- електродвигун класифікатора №KL71, потужністю 30 кВт, 1000 об/хв. (16,7 Гц).

Структурна схема ввімкнення об'єктів представлена на рис. 4.29.

Відповідно до існуючих стандартів та норм, необхідно враховувати вищі гармоніки до 40. У дослідженнях було проаналізовано 30 перших вищих гармонік, без урахування основної, на частоті 50 Гц.

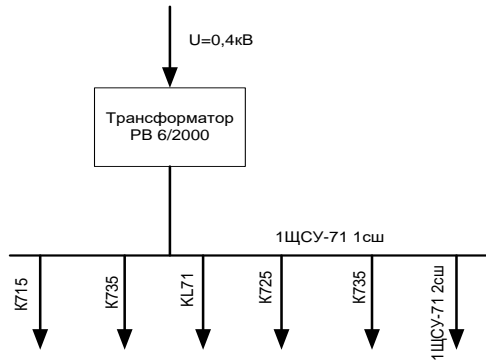


Рис. 4.29. Структурна схема ввімкнення об'єктів

З метою виокремлення закономірностей серед отриманих спектральних складових було використано кластерний аналіз методом к-середніх, та методом побудови дендрограми (рис. 4.30).

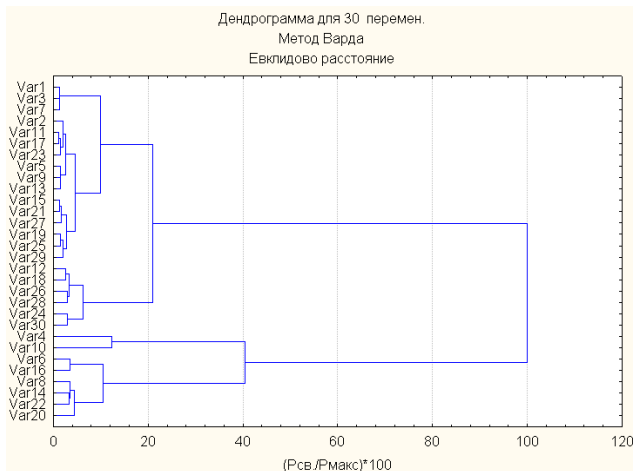


Рис. 4.30. Результати кластерного аналізу (дендрограма)

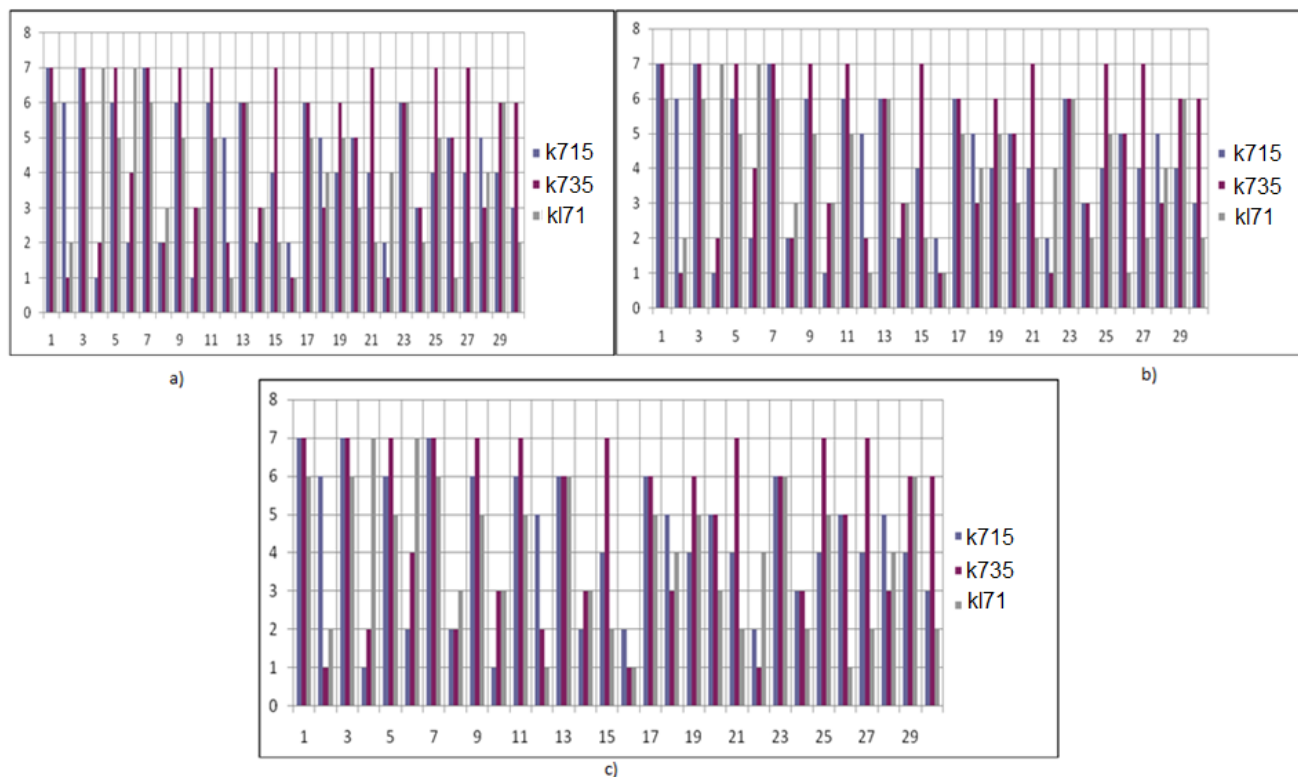


Рис. 4.31. Результат кластерного аналізу вищих гармонік за 3 фазами (а – за першою фазою, б- за другою фазою, с – за третьою фазою)

У якості змінних було використано значення вищих гармонік електромережі протягом часу вимірювання ( $t$ ). Як видно з результату (рис. 4.30), на Евклідовій відстані 8 маємо 7 кластерів, що характеризує кількість під'єднаних об'єктів до промислової шини ІЩСУ-71 Ісш (6 кластерних ознак на технологічні об'єкти та 1 кластерна ознака на шум).

Вимірювання проводилося почергово шляхом підключення безпосередньо до клем кожного із досліджуваних об'єктів. Так як досліджувані об'єкти використовують 3-х-фазну промислову електромережу, було проведено кластерний аналіз методом к-середніх за кожною фазою, із розбиттям на 7 кластерів (рис. 4.31).

Як видно з результатів, за всіма 3 фазами відбулося рівномірне та однакове розбиття на кластери. Так як невідомо гармонік, на яких може виявитися шум, або той чи інший об'єкт, запропоновано не розглядати гармоніки, які при всіх 3 вимірюваннях знаходяться в однакових кластерах, так як вони можуть бути спричинені шумом або іншими недосліджуваними об'єктами. Тобто, не розглядати 1, 3, 7, 13, 17, 23, 24, 29, 30 гармоніки. Середні значення гармонік відповідних вимірювань представлено на рис 4.32-4.33.

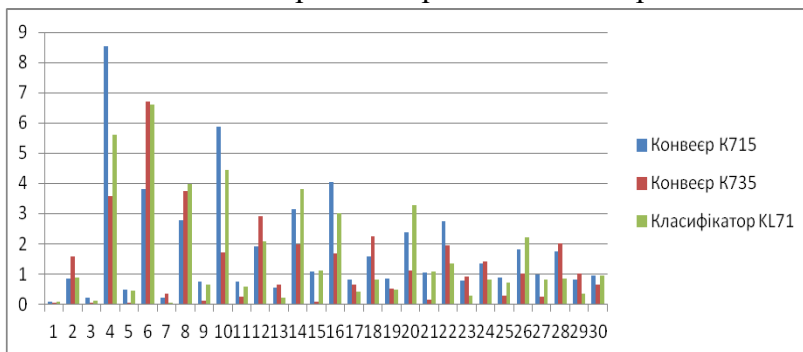


Рис. 4.32. Середні значення гармонік відповідних вимірювань об'єктів

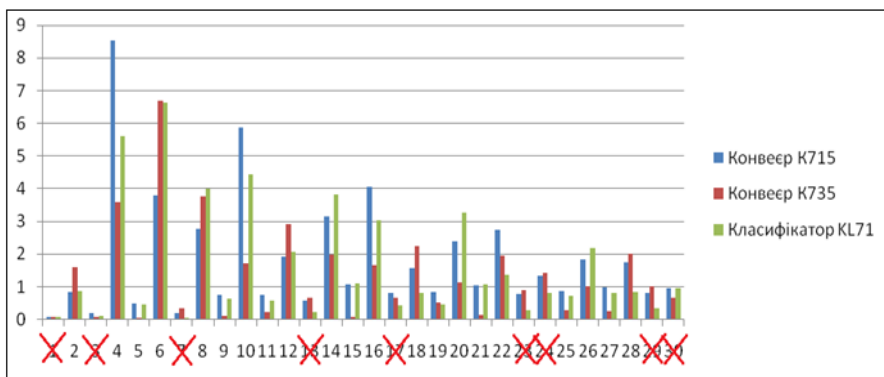


Рис. 4.33. Середні значення гармонік відповідних вимірювань об'єктів без врахування гармонік однакових кластерів

Отже, в якості характерних частот з метою ідентифікації необхідно обирати гармоніки, які мають найбільші значення серед всіх вимірювань. Тобто, для електродвигуна конвеєра K715 необхідно обирати гармоніки: 4, 10, 16, 19, 22, 25, 27; для електродвигуна конвеєра K735 необхідно обирати гармоніки: 2, 12, 18, 28; для електродвигуна класифікатора KL71 необхідно обирати гармоніки: 8, 14, 15, 20, 21, 26.

Також, на основі відомих залежностей [р.1.] була виконана перевірка на можливі несправності, а саме неспіввісність валів і механічного навантаження та замикання ротора об'єкта. Критерієм визначення існування дефекту є зміна значення амплітуди відповідної гармоніки із часом [1-5]. Дослідження проводилися протягом 2 тижнів, інтервал вимірювань кожні 40 хв. (усього 500 вибірок). Дисперсії значень кожної гармоніки представлено на рис.4.30. Причому підозру на виникнення відповідного типу дефекту отримують ті гармоніки, в яких дисперсія має найбільше значення.

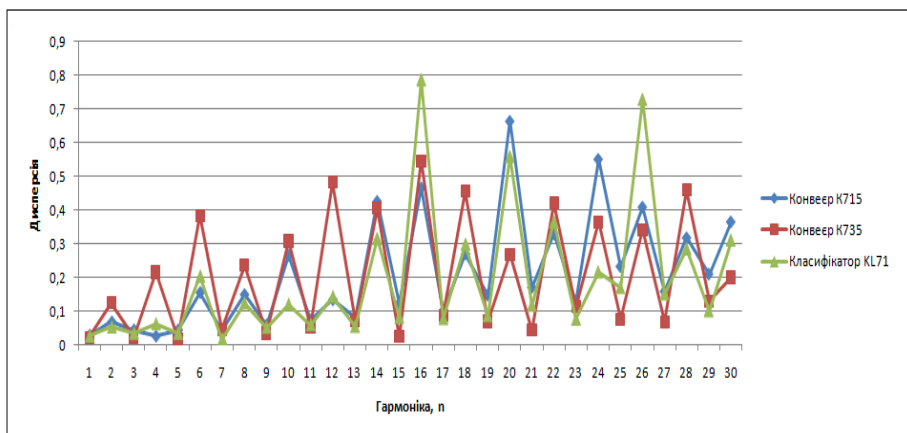


Рис. 4.34. Дисперсії значень відповідної із гармонік

Відповідно до відомих залежностей та результатів вимірювань (рис. 4.34), ймовірність виникнення дефекту занесена до таблиці 4.3.

Таблиця 4.3

Результати вимірювань та використання розробленої інформаційної технології

Назва технологічного об'єкта	Вид дефекту	Досліджувані гармоніки	Дисперсія	$\Delta k, \text{дБ}$
Конвеєр K715	Неспіввідповідність валів та механічного навантаження	16,22	0.49, 0,4	1,89
Конвеєр K735		12,18	0.5, 0.45	1,95

Назва технологічного об'єкта	Вид дефекту	Досліджувані гармоніки	Дисперсія	$\Delta k, дБ$
Класифікатор KL71	Неспіввність валів та механічного навантаження	14,15	0.4, 0,05	1,12
Конвеєр K715	Замикання ротора об'єкстатор	4,10	0.001, 0.29	1,46
Конвеєр K735		2,12	0.1, 0.5	1,3
Класифікатор KL71		8,21	0.11, 0.12	1,17

Значення порогової величини  $\delta$  було обрано 1.5 дБ відповідно до початкових замірювань поточного стану досліджуваних АД.

Отже, у результаті промислових випробувань було отримано значення  $\Delta k$  у відповідності до типу дефекту на досліджуваних технологічних об'єктах ІНГЗК.

#### 4.8. Висновки до четвертого розділу

1. Розроблено СКПР моніторингу поточного стану асинхронних електродвигунів на основі розроблених комп'ютерних моделей запропонованих СКПР та з'ясовано, що для підвищення продуктивності та зменшення завантаже-

ності обчислювальних ресурсів комп'ютерної системи, можна розподілити навантаження між іншими технологічними об'єктами, шляхом розподілення обчислень програмно (використовуючи технології паралельних та розподілених обчислень) або апаратно (використовуючи кластерні технології), використовуючи кластерну структуру СКПР.

2. З'ясовано в результаті розробки та аналізу розпаралелених варіантів алгоритмів навчання, що оптимальною кількістю нейронів у прихованих шарах НМ є 200шт., що дає змогу підвищити швидкість навчання НМ та реакцію системи в цілому.

3. Шляхом аналізу результатів впровадження СКПР на виробництві було з'ясовано, що використання даної інформаційної технології дозволяє зменшити сумарні питомі витрати на ремонт одного двигуна в середньому на 1,8-2,17 % у межах свого довірчого інтервалу.

4. В результаті розрахунку економічного ефекту, що очікується від впровадження інформаційної технології моніторингу поточного стану АД з'ясовано, що при середній кількості виходу з ладу АД за рік економічний ефект на ПП «ФЕРРОВТОР» складає  $P = 20-25$  тис. грн/рік, на ТОВ «НБС Технологія» складає  $P = 50-75$  тис. грн/рік відповідно, за ремонт у середньому  $1 \text{ кВт} = 40$  грн. Термін окупності для підприємства ТОВ «НБС Технологія» складає менше 1.5 роки, а для ПП «ФЕРРОВТОР» термін окупності складає менше 3 років.



## ПІДСУМОК

1. У результаті проаналізованих методів, засобів та інформаційних технологій, покладених в основу моніторингу поточного стану АД, удосконалено метод автоматизованого моніторингу поточного стану декількох АД, який дає змогу провадити моніторинг щонайменше 3-х електродвигунів та дозволяє зменшити вірогідність роботи двигунів в аварійних режимах до 2,5 % у розрахунку на 1кВт.

2. На основі виконаних досліджень спектральних залежностей параметрів АД запропоновано використовувати статистичний діагностичний корегуючий коефіцієнт  $\theta$ , який підвищує точність розпізнавання АД у електромережі в середньому до 5-10 %, і залежить від кількості діагностованого однакового обладнання.

3. У результаті виконаного аналізу спектральних характеристик та залежностей однакових АД подальшого розвитку набув метод визначення відносного спожитого електричного струму серед однакових, за параметрами АД, який на відміну від існуючих, враховує та аналізує значення спектрального шуму АД під різними навантаженнями на основі використання нейромережевої системи, що дозволяє, з деякою вірогідністю, виявити електродвигун, який споживає більше електроенергії при однаковому навантаженні.

4. Уперше запропонована інформаційна технологія для побудови автоматизованої системи технічного діагностування та розпізнавання АД у електромережі на основі використання спектр-струмового аналізу та інтелектуальної класифікації, що дозволяє підвищити ефективність розпізнавання аварійних режимів, у відповідності до статичних та динамічних навантажень, у середньому до 2,5 %.

5. В результаті створення інформаційної технології групової діагностики асинхронних електродвигунів розроблено методику, алгоритмічне та програмне забезпечення, яке дозволяє впровадити запропоновану ІТ у будь-яке промислове виробництво де використовуються асинхронні електродвигуни.

6. Запропоновано структурну схему моніторингу поточного стану асинхронних двигунів на основі використання ІТ групового моніторингу АД, що дозволяє проводити моніторинг без безпосереднього під'єднання до них датчиків для зняття поточної інформації.

7. Запропоновано використання кластерної структури СКПР, на основі застосування розподілених обчислень та ЕОМ виробництва, яка дозволяє підвищити продуктивність системи в цілому, і яка враховує індивідуальні властивості досліджуваних об'єктів на 38-49 % при умові використання щонайменше 4 вузлів кластеру.

8. Шляхом аналізу результатів впровадження СКПР на виробництві було з'ясовано, що використання запропонованої інформаційної технології дозволяє зменшити сумарні питомі витрати на ремонт одного двигуна в середньому на 1,8 - 2,17 % в межах свого довірчого інтервалу.

9. Розроблені методи та алгоритми запропонованої ІТ групового моніторингу АД впроваджено на виробництві в результаті чого очікуваний економічний ефект буде становити: при середній кількості виходу з ладу АД, за рік економічний ефект на ПП «ФЕРРОВТОР» складає  $P = 20-25$  тис. грн/рік, на ТОВ «НБС Технологія» складає  $P=50-75$  тис. грн/рік у відповідності, за ремонт в середньому  $1 \text{ кВт} = 40$  грн. Термін окупності для підприємства ТОВ «НБС Техноло-

гія» складає менше 1.5 роки, а для ПП «ФЕРРОВТОР» термін окупності складає менше 3 років.

## ДОДАТКИ

### Додаток А. Розрахунок капітальних витрат на впровадження СКПР

Таблиця А.1

Вартість апаратно-програмного комплексу СКПР  
станом на 01.04.2015 р.

№	Компонент	Характеристика	Вартість, грн.
1.	Апаратне забезпечення		
1.1.	Процесор	Intel Core i5-2310 2.9GHz/6MB s1155 BOX	1050
1.2.	Оперативна пам'ять	Kingston DDR2-1066 4096MB PC2-8500 (Kit of 2x2048) HyperX Genesis (KHx8500D2K2/4G)	600
1.3.	Материнська плата	Gigabyte GA-PH67A-D3-B3 (LGA1155, Intel H67 Express, PCI-Ex16)	880
1.4.	Жорсткий диск	Western Digital Caviar Blue 2TB 7200rpm 16MB WD3200AAKX 3.5 SATA II	840
1.5.	Графічна карта	Zotac PCI-Ex GeForce 210 512MB DDR3 (64bit) (520/1200) (DVI, VGA, HDMI) (ZT-20309-10L)	270
1.6.	Оптичний привід	LG SuperMulti SATA Black (GH24_NS50_black)	170
1.7.	Корпус	Asus Vento Chassis TA-8H1 500W	350
1.8.	Монітор	18.5" ViewSonic VA1931wa-2	800
1.9.	Клавіатура, мишка	Sven Standard 302, Genius NS 120 USB Black	100
2.	Програмне забезпечення		
2.1.	Програмні модулі СКПР	Розробка програмних модулів СКПР, створення багато поточного математичного ядра, тестування роботи СКПР та її налагодження	50000
2.2.	Налагодження технологічної БД	Додавання нових таблиць, налагодження прав доступу на базі існуючої MS SQL Server	5000
2.3.	Компоненти	Програмні компоненти компанії	4800

№	Компонент	Характеристика	Вартість, грн.
	доступу до БД	Devart SQL Server Data Access Components	
2.4.	Операційна система	Windows 7 Professional 32bit Russian Disk Kit DVD	220
2.5.	Антивірус	Kaspersky Anti-Virus 2012 1 Desktop RNW BOX	120
2.6.	АЦП	Будь-який АЦП з мінімальною дискретністю 44.1 кГц (Realtek High Definition Audio)	500
3.	Різні витрати		
3.1.	Інші витрати	Навчання, налаштування, організаційні витрати	2800
Всього			68500

## **Додаток Б. Лістинг програмного коду математичного ядра СКПР**

```
unit frmfft;
interface
uses
  WinTypes, WinProcs, Messages, SysUtils, Classes, Graphics,
  Controls,
  Forms, Dialogs, StdCtrls, Buttons, FFTSpec, ExtCtrls,
  MMSystem, Mask,
  Math, MPlayer, TeEngine, Series, TeeProcs, Chart, ComCtrls,
  Menus, Unit3;
type
  TfrmMain = class(TForm)
    CBoxWind: TComboBox;
    WeightLabel: TLabel;
    PeakHzText: TLabel;
    HzLabel: TLabel;
    HzText: TLabel;
    WavePaintBox: TPaintBox;
    FFTPaintBox: TPaintBox;
    FreqBarPaintBox: TPaintBox;
    LogBarPaintBox: TPaintBox;
    PeakDbText: TLabel;
    DbText: TLabel;
    DbLabel: TLabel;
    WaveLabel: TLabel;
    FFTLabel: TLabel;
    DbLogLabel: TLabel;
    FreqLabel: TLabel;
    FilterPanel: TPanel;
    LowPassPaintBox: TPaintBox;
```

HighPassPaintBox: TPaintBox;  
FreqFilterLabel: TLabel;  
FreqScrollBar: TScrollBar;  
LowLabel: TLabel;  
HighLabel: TLabel;  
FilterText: TLabel;  
SpectrogramBox: TCheckBox;  
SpectrogramHLabel: TLabel;  
SpectrogramVLabel: TLabel;  
Label2: TLabel;  
CBoxSamplerate: TComboBox;  
Label1: TLabel;  
CBoxFFTSize: TComboBox;  
Button1: TButton;  
Shape1: TShape;  
BitBtn1: TBitBtn;  
Button4: TButton;  
Button5: TButton;  
Button6: TButton;  
Shape2: TShape;  
ProgressBar1: TProgressBar;  
ProgressBar2: TProgressBar;  
Label3: TLabel;  
Label4: TLabel;  
Label5: TLabel;  
Label6: TLabel;  
MainMenu1: TMainMenu;  
File1: TMenuItem;  
OpenFile1: TMenuItem;  
N1: TMenuItem;  
Enablelineinrecording1: TMenuItem;

```
Button3: TButton;  
N2: TMenuItem;  
N3: TMenuItem;  
N4: TMenuItem;  
N5: TMenuItem;  
N6: TMenuItem;  
N7: TMenuItem;  
N8: TMenuItem;  
N9: TMenuItem;  
procedure btnExitClick(Sender: TObject);  
procedure CBoxWindChange(Sender: TObject);  
procedure StartRecording;  
procedure StopRecording;  
procedure FormCreate(Sender: TObject);  
procedure FormDestroy(Sender: TObject);  
procedure AlphaEditChange(Sender: TObject);  
procedure BetaEditChange(Sender: TObject);  
procedure GammaEditChange(Sender: TObject);  
procedure FreqBarPaintBoxPaint(Sender: TObject);  
procedure LogBarPaintBoxPaint(Sender: TObject);  
procedure FreqScrollBarChange(Sender: TObject);  
procedure SpectrogramBoxClick(Sender: TObject);  
procedure CreateColorPalette;  
procedure CBoxSamplerateChange(Sender: TObject);  
procedure Button1Click(Sender: TObject);  
procedure Button2Click(Sender: TObject);  
procedure BitBtn1Click(Sender: TObject);  
procedure Button3Click(Sender: TObject);  
procedure Button4Click(Sender: TObject);  
procedure Button6Click(Sender: TObject);  
procedure Button5Click(Sender: TObject);
```



```

procedure Enablelineinrecording1Click(Sender: TObject);
procedure Button8Click(Sender: TObject);
procedure N3Click(Sender: TObject);
procedure N4Click(Sender: TObject);
procedure N5Click(Sender: TObject);
procedure N6Click(Sender: TObject);
procedure N8Click(Sender: TObject);
procedure N9Click(Sender: TObject);
private
public
    { Public declarations }
end;
const
    MaxDb      = 70;                { Display max db }
    num_buf    = 8;                { Number of buffers }
// SampleRate = 44100;//8000;
    Channels    = 1;
    BitsPerSample = 16;
// BufferLength = cbBuf * Channels * (BitsPerSample div 8);
// FreqMult    = SampleRate/cbBuf;
// MaxIndex    = trunc((SampleRate div 2)/FreqMult);    { Max
index for max freq determination }
    MaxInput    = $7FFF;            { Max input FFT }
// MaxOutput   = (MaxInput * cbBuf) div 2;            { 0 db
Value = max output FFT }
var
    FFTSize     : word;
    cbBuf       : word;
    BufferLength : longint;
    MaxOutput   : longint;
    Samplerate  : DWORD;

```

```

FreqMult      : single;
MaxIndex      : word;
frmMain       : TfrmMain;
ColorArray    : array[0..255] of TColor;
GoingUp       : boolean;
WaveInHandle   : HWAVEIN;
WaveFormat    : TWAVEFORMATEX;
pBuf          : array[1..num_buf] of pointer;      { Pool of
buffers }
header        : array[1..num_buf] of TWaveHdr;      { Pool of
headers }
FreeBuffer     : smallint;
WindowFunction : SpectrumWindows;
OutRealFFT     : PFFTArray;
SourceHalfHeight: integer;                          { Wave display
half height }
SourceScale    : single;                            { Multiplier to fit
window }
FFTHeight     : integer;                            { FFT display height
}
FFTScale      : single;                             { Multiplier to fit
window FFT }
SpectroCScale : single;                             { Multiplier to
translate result FFT to color }
SpectroHScale : single;                             { Multiplier to fit
window Spectrogram }
FilterScale    : single;                             { Multiplier to fit
window }
FilterFreq     : integer;
SpectrogramIndex: integer;                          { Horizontal
position spectrogram }

```

```

MaxColor      : integer;
Lines         : array[0..$FFFF] of TPoint;
LinesFFT, LinesFFT2  : array[0..$FFFF] of TPoint;
flag,flag2: integer;
test,test2,test3:integer;
er:integer;
low,high,maxx:array [1..10] of integer;
d1:single; //dvigate1 #1
neyron :array [1..100] of real;
error:real;
a:real;
delta:real;
maxdv1:array [1..10] of integer;
filtr_mask: integer;
f2:array [1..1000] of real;

```

implementation

uses Types;

{ \$R \*.DFM }

procedure TfrmMain.btnExitClick(Sender: TObject);

begin

    Application.Terminate;

end;

procedure TfrmMain.CreateColorPalette;

var

    Chunks   : integer;

    ColorChunk: integer;

    r,g,b    : BYTE;

    i       : integer;

begin

```

Chunks := 6;
ColorChunk := (6*6*6) div Chunks;
r := 255;                                { Red to Yellow }
b := 0;
for i := 0 to ColorChunk do
begin
  g := (255 div ColorChunk) * i;
  ColorArray[i] := RGB(r, g, b);
end;
g:=255;                                { Yellow to Green }
b:=0;
for i := ColorChunk to (ColorChunk * 2) do
begin
  r := 255 - (255 div ColorChunk) * (i - ColorChunk);
  ColorArray[i] := RGB(r, g, b);
end;
r:=0;                                { Green to Cyan }
g:=255;
for i:= (ColorChunk * 2) to (ColorChunk * 3) do
begin
  b := (255 div ColorChunk)*(i - ColorChunk * 2);
  ColorArray[i] := RGB(r, g, b);
end;
r := 0;                                { Cyan to Blue }
b := 255;
for i:= (ColorChunk * 3) to (ColorChunk * 4) do
begin
  g := 255 - ((255 div ColorChunk) * (i - ColorChunk * 3));
  ColorArray[i] := RGB(r, g, b);
end;
g := 0;                                { Blue to Magenta }

```

```

b := 255;
for i:= (ColorChunk * 4) to (ColorChunk * 5) do
begin
  r := (255 div ColorChunk) * (i - ColorChunk * 4);
  ColorArray[i] := RGB(r, g, b);
end;
for i:= (ColorChunk * 5) to (ColorChunk * 6) do
begin
  r := 255 - (255 div ColorChunk) * (i - ColorChunk * 5);
  ColorArray[i] := RGB(r, 0, r);
end;
MaxColor := ColorChunk * 6;
end;
}
procedure TfrmMain.CBoxWindChange(Sender: TObject);
begin
  if CBoxWind.Text = 'None' then
    WindowFunction := idRectangle;
  if CBoxWind.Text = 'Rectangle' then
    WindowFunction := idRectangle;
  if CBoxWind.Text = 'Triangle' then
    WindowFunction := idTriangle;
  if CBoxWind.Text = 'Gaussian' then
    WindowFunction := idGaussian;
  if CBoxWind.Text = 'Hamming' then
    WindowFunction := idHamming;
  if CBoxWind.Text = 'Blackman' then
    WindowFunction := idBlackman;
  if CBoxWind.Text = 'Cos2' then
    WindowFunction := idCos2;
  if CBoxWind.Text = 'CosineBell' then

```

```

    WindowFunction := idCos2;
if CBoxWind.Text = 'VonHann' then
    WindowFunction := idCos2;
if CBoxWind.Text = 'Kaiser-Bessel' then
    WindowFunction := idKaiser;
case WindowFunction of
%1.2f',[CoherentGain[WindowFunction]]);
end;
procedure Callback(hdrv: HDRVR; uMsg: UINT; dwUser:
DWORD;
                dw1, dw2: DWORD) stdcall;
var
    TheBuffer  : smallint;
    i,j        : smallint;
    Temp       : single;
    TempH      : single;
    Max        : single;
    MaxHz      : single;
    MaxDbV     : single;
    Peak       : longint;
    PeakY      : longint;
    HzStr      : string;
    DbStr      : string;
    PeakLow    : single;
    PeakHigh   : single;
    LowHighIndex: integer;
    f:textfile;
    s:string;
    sum,index:integer;
    maxx:single;
    suma:real;

```

```

    k:integer;
begin
    case uMsg of
        MM_WIM_DATA :
            begin
                for i:=0 to FFTSize-1 do
                    begin
                        Lines[i].x := i;
                        Temp := PFFTArray2(pbuf[TheBuffer])[i] * SourceScale;
                        Lines[i].y := SourceHalfHeight - trunc(Temp);
                    end;
                end;

                frmMain.WavePaintBox.Canvas.FillRect(frmMain.WavePaintBox
                .ClientRect);
                frmMain.WavePaintBox.Canvas.PolyLine(Slice(Lines,
                FFTSize));
                Spectrum2(WindowFunction, FFTSize, pbuf[TheBuffer],
                OutRealFFT);
                Max      := 0;
                Peak     := 0;
                PeakY    := 0;
                PeakLow  := 0;
                PeakHigh := 0;
                LowHighIndex := trunc(FilterFreq/FreqMult);    {
                Low/high pass border }
                if filtr_mask=1 then
                    begin
                        for i := 3 to MaxIndex do
                            f2[i]:=OutRealFFT^[i];
                            filtr_mask:=0;
                        end;
                    end;
            end;
    end;

```

```

if filtr_mask=0 then
    begin
        for i := 3 to MaxIndex do
            end;
        for i := 3 to MaxIndex do
            begin
                if i <= LowHighIndex then
                    begin
                        if OutRealFFT^[i] > PeakLow then PeakLow :=
OutRealFFT^[i];
                        end
                        else
                            begin
                                if OutRealFFT^[i] > PeakHigh then PeakHigh :=
OutRealFFT^[i];
                                end;
                                if OutRealFFT^[i]>Max then
                                    begin
                                        Max := OutRealFFT^[i];
                                        Peak := i;
                                    end;
                                end;
                            end;
                        if frmMain.SpectrogramBox.Checked then
                            begin
                                for i := 3 to MaxIndex do
                                    begin
                                        Temp := log10(OutRealFFT^[i]/MaxOutput) *
SpectroCScale; {To color }
                                        if Temp>MaxColor then Temp := MaxColor;
                                        TempH := SpectroHScale * i;
                                        TempH := frmMain.FFTPaintBox.Height - TempH;

```



```

    try
        frmMain.FFTPaintBox.Canvas.Pixels[SpectrogramIndex,
trunc(TempH)]:= ColorArray[trunc(Temp)];
    except
        end;
    end;
    inc(SpectrogramIndex);
    if SpectrogramIndex > frmMain.FFTPaintBox.Width then
        SpectrogramIndex := 0;
    end
    else
        begin
            for i := 0 to 2 do      { First 3 point are invalid (always some
signal) }
                begin
                    LinesFFT[i].x := i;
                    LinesFFT[i].y := frmMain.FFTPaintBox.Height;
                end;
            for i := 3 to MaxIndex do
                begin
                    LinesFFT[i].x := i;
                    Temp := log10(OutRealFFT^[i]/MaxOutput) * FFTScale;
                    LinesFFT[i].y := trunc(Temp);
                    if filtr_mask=2 then
                        begin
                            LinesFFT[i].y:= LinesFFT[i].y - LinesFFT2[i].y
+260;
                        end;
                    if filtr_mask =1 then
                        begin
                            LinesFFT2[i].x := i;

```

```

        LinesFFT2[i].Y := trunc(Temp);
    end;
    if i = Peak then PeakY := LinesFFT[i].y;
end;

```

```

frmMain.FFTPaintBox.Canvas.FillRect(frmMain.FFTPaintBox.ClientRect);

```

```

    frmMain.FFTPaintBox.Canvas.PolyLine(Slice(LinesFFT,
MaxIndex));

```

```

    if filtr_mask = 1 then filtr_mask:=2;
end;

```

```

if flag=1 then

```

```

    begin

```

```

        AssignFile(f,'file.txt');

```

```

        rewrite(f);

```

```

        flag:=0;

```

```

        Maxx:= 0;

```

```

        for i := 3 to MaxIndex do

```

```

            begin

```

```

                writeln(f,floattostr(outrealFFT^[i]));

```

```

                if OutRealFFT^[i]>Maxx then

```

```

                    begin

```

```

                        Maxx := OutRealFFT^[i];

```

```

                        d1:=StrToInt(frmMain.HzLabel.Caption);

```

```

                        if i>high[1] then high[1]:=i;

```

```

                        if i<low[1] then low[1]:=i;

```

```

                        low[1]:=high[1]-4;

```

```

                    end;

```

```

                end;

```

```

                randomize;

```

```

                error:=0.000001;

```

```

a:=0.00001;
for i:=1 to 100 do
  neyron[i]:=random(100)/10000;
for i:=1 to 3000 do
  begin
    suma:=0;
    for j:=1 to 100 do
suma:=suma+low[1]*neyron[j]+(low[1]+1)*neyron[j]+(low[1]+2)
*neyron[j]+(low[1]+3)*neyron[j];
    if abs(30-suma)>error then
      begin
        if 30-suma<0 then k:=-1;
        if 30-suma>=0 then k:=1;
        for j:=1 to 100 do
          neyron[j]:=neyron[j]+a*k;
        end;
      end;
    // frmMain.Edit1.Text:=FloatToStr(d1)+'=';
    flag:=0;
    closefile(f);
  end;
//end lerning dv 1
+++++
//Lerning dv 2
+++++
+++++
if flag2=1 then
begin
  Maxx := 0;
  flag2:=0;
  for i := 3 to MaxIndex do

```

```

begin
  if OutRealFFT^[i]>Maxx then
    begin
      Maxx := OutRealFFT^[i];
      d1:=maxdbv;
      // frmmain.Edit1.Text:=inttostr(i);
      if i>high[2] then high[2]:=i;
      if i<low[2] then low[2]:=i;
      low[2]:=high[2]-4;
    end;
  end;
end;
//end lerning dv 2
+++++
  if test2=1 then
    begin
      test2:=0;
      maxx:=0;
      frmMain.Shape2.Brush.Color:=clRed;
      for i := low[1] to high[1] do
        if (20 * log10(OutRealFFT^[i]/MaxOutput)<=-48+5)
and (20 * log10(OutRealFFT^[i]/MaxOutput)>=-48-5)
          then frmMain.Shape2.Brush.Color:=clred;
      end;
      if test3=1 then
        begin
          test3:=0;
          maxx:=0;
          frmMain.Shape1.Brush.Color:=clRed;
          for i := low[1] to high[1] do

```

```

        if (20 * log10(OutRealFFT^[i]/MaxOutput)<=-d1+5)
and (20 * log10(OutRealFFT^[i]/MaxOutput)>=-d1-5)
        then frmMain.Shape1.Brush.Color:=clgreen;
    end;
    { Display low/high pass filter }
    if PeakLow=0 then PeakLow := 1;
    Temp := log10(PeakLow/MaxOutput) * FilterScale;
    frmMain.LowPassPaintBox.Canvas.Brush.Color := clYellow;
    frmMain.LowPassPaintBox.Canvas.Rectangle(0,
trunc(Temp),
        frmMain.LowPassPaintBox.Width,
frmMain.LowPassPaintBox.Height);
    frmMain.LowPassPaintBox.Canvas.Brush.Color := clBlack;
    frmMain.LowPassPaintBox.Canvas.Rectangle(0, 0,
        frmMain.LowPassPaintBox.Width, trunc(Temp));
    if PeakHigh=0 then PeakHigh := 1;
    Temp := log10(PeakHigh/MaxOutput) * FilterScale;
    frmMain.HighPassPaintBox.Canvas.Brush.Color :=
clYellow;
    frmMain.HighPassPaintBox.Canvas.Rectangle(0,
trunc(Temp),
        frmMain.HighPassPaintBox.Width,
frmMain.HighPassPaintBox.Height);
    frmMain.HighPassPaintBox.Canvas.Brush.Color := clBlack;
    frmMain.HighPassPaintBox.Canvas.Rectangle(0, 0,
frmMain.HighPassPaintBox.Width, trunc(Temp));
    MaxHz := Peak * FreqMult;
    MaxDbV := 20 * log10(Max/MaxOutput);
    Peak := trunc(MaxHz);
    if (Peak<>0) and (abs(MaxDbV)<MaxDb) then
begin

```

```

    Str(Peak, HzStr);
    Peak := trunc(MaxDbV);
    Str(Peak, DbStr);
end
else
begin
    HzStr := '____';
    DbStr := '____';
end;
if flag=1 then begin
end;
    if test=1 then
        begin
            end;
        frmMain.HzLabel.Caption := HzStr;
        frmMain.dBLabel.Caption := dBStr;
        if not(frmMain.SpectrogramBox.Checked) then
            begin
                frmMain.FFTPaintBox.Canvas.Pen.Style := psDot;
                frmMain.FFTPaintBox.Canvas.MoveTo(0, PeakY);

frmMain.FFTPaintBox.Canvas.LineTo(frmMain.FFTPaintBox.Width, PeakY);
                frmMain.FFTPaintBox.Canvas.Pen.Style := psSolid;
            end;
        end;
    end;
end;
}
procedure TfrmMain.StartRecording;
const

```

```

    TheFunction : TFNDrvCallBack = Callback;
var
    OpenResult: MMRESULT;
    Loop    : integer;
    ErrorText : string;
begin
    if OutRealFFT<>nil then FreeMem(OutRealFFT);
    val(CBoxFFTSize.Text, FFTSize, Loop);
    if Loop<>0 then FFTSize := 1024;
    cbBuf := FFTSize;
    BufferLength := cbBuf * Channels * (BitsPerSample div 8);
    MaxOutput    := (MaxInput * cbBuf) div 2;
    CalcWindowFunctions(FFTSize);
    CBoxWindChange(nil);
    GetMem(OutRealFFT, FFTSize * sizeof(single));
    val(CBoxSamplerate.Text, Samplerate, Loop);
    if Loop<>0 then Samplerate := 8000;
    FreqMult    := SampleRate/cbBuf;
MaxIndex:=500;
    frmMain.Caption := format('Realtime FFT (%d points), %d Hz
sampling',[cbBuf, SampleRate]);
    FreqScrollBar.Max := SampleRate div 2;
    FilterFreq :=FreqScrollBar.Max-FreqScrollBar.Position;
    FreqFilterLabel.Caption := format('%d Hz',[FilterFreq]);
    FFTPaintBox.Canvas.Pen.Color := clYellow;
    WavePaintBox.Canvas.Pen.Color := clWhite;
    SpectrogramIndex := 0;
    SourceHalfHeight := WavePaintBox.Height div 2;
    SourceScale := SourceHalfHeight / MaxInput;
    FFTHeight := FFTPaintBox.Height;

```

```

    FFTScale := (FFTPaintBox.Height / -MaxDb) * 20;      {
20*log in/out = actual value and dB is actually negative}
    SpectroCScale := ((6*6*6) / -MaxDb) * 20;           { Intensity
to color }
    SpectroHScale := FFTPaintBox.Height / MaxIndex;      {
Frequency to height }
    FilterScale := (LowPassPaintBox.Height / -MaxDb) * 20; {
20*log in/out = actual value and dB is actually negative}
    { Setup waverecording parameters }
    with WaveFormat do
    begin
        wFormatTag      := WAVE_FORMAT_PCM;
        nChannels       := Channels;
        nSamplesPerSec  := SampleRate;
        nAvgBytesPerSec := SampleRate * Channels * (BitsPerSample
div 8);
        nBlockAlign     := Channels * (BitsPerSample div 8);
        wBitsPerSample  := BitsPerSample;
        cbSize          := 0;
    end;
    OpenResult := WaveInOpen (@WaveInHandle,
WAVE_MAPPER, @WaveFormat,
                DWORD(@TheFunction), 0,
CALLBACK_FUNCTION);
    if OpenResult=MMSYSERR_NOERROR then
    begin
        { Set width of displays to half the recording frequency }
        FFTPaintBox.Width := MaxIndex;
        WavePaintBox.Width := FFTPaintBox.Width +
LogBarPaintBox.Width;
        FreeBuffer := num_buf;

```



```

        { Last buffer initially free }
    { Make all but one buffers available for waverecording }
    for Loop := 1 to num_buf do
        begin
            GetMem(pbuf[Loop], BufferLength);
            header[Loop].lpData      := pbuf[Loop];
            header[Loop].dwBufferLength := BufferLength;
            header[Loop].dwUser       := Loop;
            header[Loop].dwFlags      := 0;
            header[Loop].dwLoops      := 0;
            header[Loop].dwLoops      := 0;
        }
    procedure TfrmMain.StopRecording;
    var
        Loop: integer;
    begin
        WaveInReset(WaveInHandle);
        //WaveInUnPrepareHeader(WaveIn, addr(BufHead),
        sizeof(BufHead));
        WaveInClose(WaveInHandle);
        for Loop := 1 to num_buf do
            if pbuf[Loop] <> nil then
                begin
                    FreeMem(pbuf[Loop]);
                    pbuf[Loop] := nil;
                end;
            if OutRealFFT <> nil then FreeMem(OutRealFFT);
            OutRealFFT := nil;
        end;
    procedure TfrmMain.FormCreate(Sender: TObject);
    begin

```

```

    FreqMult := 0; { Reset
them so we could check on these }
    MaxIndex := 0;
    SampleRate := 0;
    FFTSize := 0;
    CreateColorPalette;
    CBoxWind.ItemIndex := 1;
    CBoxSamplerate.ItemIndex := 0;
    CBoxFFTSize.ItemIndex := 8;
    //CBoxSamplerateChange(Sender);
    flag:=0;
    test:=0;
    test2:=0;
    test3:=0;
    filtr_mask:=0;
    er:=20;
    high[1]:=0;
    maxx[1]:=0; { Auto start }

end;
procedure TfrmMain.FormDestroy(Sender: TObject);
begin
    StopRecording;
    if OutRealFFT<>nil then FreeMem(OutRealFFT);
end;
procedure TfrmMain.AlphaEditChange(Sender: TObject);
var
    Result: single;
    Code : integer;
begin
    // val(AlphaEdit.Text, Result, Code);

```

```

if Code = 0 then
begin
  case WindowFunction of
    idBlackman : BlackmanAlpha := Result;
    idGaussian : GaussianAlpha := Result;
    idHamming  : HammingAlpha  := Result;
    idKaiser   : KaiserAlpha   := Result;
  end;
  CalcWindowFunctions(FFTSize);
  // GainLabel.Caption := format('Correction gain:
%1.2f',[CoherentGain[WindowFunction]]);
  end;
end;
procedure TfrmMain.BetaEditChange(Sender: TObject);
var
  Result: single;
  Code : integer;
begin
  //val(BetaEdit.Text, Result, Code);
  if Code = 0 then
  begin
    case WindowFunction of
      idBlackman : BlackmanBeta := Result;
    end;
    CalcWindowFunctions(FFTSize);
    // GainLabel.Caption := format('Correction gain:
%1.2f',[CoherentGain[WindowFunction]]);
    end;
  end;
  procedure TfrmMain.CBoxSamplerateChange(Sender: TObject);
  begin

```

```
//StopRecording;  
//StartRecording;  
end;  
procedure TfrmMain.N9Click(Sender: TObject);  
begin  
    Form3.Show();  
    Shape1.Visible:=true;  
    Shape2.Visible:=true;  
    BitBtn1.Visible:=true;  
end;  
  
initialization  
  
finalization  
  
end.
```

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Серый Е.Г. Рейтинг дефектов низковольтных электродвигателей / Серый Е.Г. – М.: Рынок Электротехники, 2007. – 57с.

2. А. с. 1001294 СССР, SU Н 02 Н 7/085. Способ защиты асинхронного электродвигателя от перегрузки / А.В. Булычев, Е.В. Кулаков, В.Л. Третьяков (СССР). – №4619025/07; заявл. 13.12.88; опубл. 15.04.91, Бюл. № 14.

3. Mohamed El Hachemi Benbouzid. Induction Motors' Faults Detection and Localization Using Stator Current Advanced Signal Processing Techniques/ Mohamed El Hachemi Benbouzid // IEEE transactionson power electronics. – 1996. – vol. 14. – pp. 14–22.

4. Петухов В.С. Диагностика состояния электродвигателей на основе спектрального анализа потребляемого тока / В.С. Петухов, В.А. Соколов // –Новости Электротехники. – 2005. – №31.– С. 23–27.

5. Didier G. Fault detectionof broken rotor barsin induction motorusing a global faultIndex / Didier G., Ternisien E., Caspary O // IEEE Transactions on Industry Applications. – 2006. – vol. 42. – pp. 79–88.

6. Каган А.В. Математическое моделирование в электромеханике / Каган А.В. – СПб: СЗТУ, 2002. – 77 с.

7. Кравченко В.М. Техническое диагностирование механического оборудования / В.М. Кравченко, В.А. Сидоров. – Донецк: Юго–восток, 2006. – 330 с.

8. Воробьев В.И. Теория и практика Вейвлет–преобразования / В.И. Воробьев, В.Г. Грибунин.– СПб: Типография ВУС, 1999. – 287 с.

9. Проблема качественного электроснабжения [Электронный ресурс] / Д.А. Остапенко // Новости Электротехники – 2007. – Режим доступа до статті: <http://ostapenko.uaprom.net/a12498-problema-kachestvennogo-elektrosnabzheniya.html>.

10. Кузнецов Д.І. Ідентифікація електроустаткування за допомогою нейромереж / Д.І. Кузнецов, А.І. Купін // Вісник Криворізького технічного університету. – 2011. – №27. – С. 208–210.

11. Кузнецов Д.І. Моніторинг використання електроенергії електроустаткуванням засобами нейромереж / Д.І. Кузнецов, А.І. Купін // Системні технології. – 2011. – №26. – С. 78–85.

12. Дрейпер Н. Прикладной регрессионный анализ. Множественная регрессия / Н. Дрейпер, Г. Смит. – М.: «Диалектика», 2007. — 912 с.

13. Фадеев А.С. Подготовка результатов непрерывного Вейвлет–преобразования к автоматизированной обработке / А.С. Фадеев, Е.А. Кочегурова // Известия Томского политехнического университета. – 2006. – №7. – С. 32–35.

14. Савина О.А. Розробка імітаційної моделі енергоспоживання промислового підприємства [Електронний ресурс]: Імітаційне моделювання систем / О.А. Савина, А.А. Стичук. – 2003. – С. 122–124. – Режим доступу до журналу: <http://simulation.su/uploads/files/default/immod-2003-2-122-124.pdf>.

15. Зарубин А.А. Микропроцессорное программное управление. Архитектура IХА / Зарубин А.А. – СПб.: ГУТ СПб, 2002. – 178 с.

16.Бахметова Н.А. Моделирование технологических процессов с помощью нейронных сетей / Н.А. Бахметова, С.В. Токарев // Современные наукоемкие технологии. – 2008. – № 2.– С. 139–140.

17.Фільтрування мови [Електронний ресурс] / Ю.А. Петелін //Музичний комп'ютер – 2011. – Режим доступу до статті: <http://www.petelin.ru/pcmagic/lesson13/113.htm>

18. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов: Учебник для вузов / А.Б. Сергиенко. – СПб: Питер, 2005.– 752 с.

19.Кузнецов Д.І. Використання частотного фільтру маски в задачах ідентифікації електрообладнання / Д.І. Кузнецов, А.І. Купін // Комп'ютерні науки для інформаційного суспільства. – 2011.– №2. – С. 144–146.

20.Кузнецов Д.І. Аналіз впливу вхідних характеристик напруги на АЧХ двигуна при використанні апарата нейромереж / Д.І. Кузнецов, А.І. Купін // 36. наук. праць VI міжнародного симпозіуму «Якість мінеральної сировини». – 2011. – С. 362–365.

21.Статические и динамические экспертные системы / [Попов Э.В., Фоминых И.Б., Кисель Е.Б., Шапот М.Д.]. – М.: «Финансы и статистика», 1996. – 320 с.

22.Комарцова Л.Г. Нейрокомпьютеры / Л.Г. Комарцова, А.В. Максимов. – М.: МГТУ им. Баумана, 2002. – 320 с.

23.Добеши И. Десять лекций по Вейвлетам / Добеши И. – М.: "РХД", 2001. – 238 с.

24.Временные ряды [Електронний ресурс] / В.А. Касьянов // Эконометрика – 2008. – режим доступу до статті: <http://ru.scribd.com/doc/52788388/Kasyanov-1>.

25.Довженко А.Ю. Параллельная нейронная сеть с удаленным доступом на базе распределенного кластера ЭВМ /

А.Ю. Довженко, С.А. Крашаков // Компьютерное обеспечение химических исследований. – 2007. – №3. – С. 52–53.

26. Сравнительный анализ эффективности распараллеливания нейроалгоритма распознавания речи на вычислительных архитектурах openmp и cuda [Электронный ресурс] / Н.А. Шатохин, И.Ю. Бондаренко // Донецкий национальный технический университет. – 2009. – режим доступа до статті: <http://www.masters.donntu.edu.ua/2011/fknt/shatokhin/library/article2.htm>.

27. Лянзберг В.П. Обеспечение надежной и безопасной эксплуатации оборудования / В.П. Лянзберг, В.И. Харченко, В.Г. Атаманюк // Защита оборудования. – 2005. – С. 94–97.

28. Барков А.В. Мониторинг и диагностика роторных машин по вибрации / Барков А.В, Баркова Н.А., Азовцев А.Ю. – изд. СПб ГМТУ, 2000. – 169 с.

29. Кузнецов Д.І. Паралельний алгоритм навчання багатотарових нейромережових структур / Д.І. Кузнецов, А.І. Купін // Збірник наукових праць Національного гірничого університету. – 2009. – №32. – 135–140 с.

30. Хабаров С. Экспертные системы/ Хабаров С. – М.: Диалектика, 2003. – 357 с.

31. Прикладная статистика: классификация и снижение размерности / [Айвазян С.А., Бухштабер В.М., Енюков И.С., Мешалкин Л. Д.]. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 235 с.

32. Журавлев Ю. И. Распознавание. Математические методы. Программная система. Практические применения / Журавлев Ю. И., Рязанов В. В., Сенько О. В. – М.: Фазис, 2006. – 456 с.



33.Круглов В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети: Учеб.пособие / Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю.– М.: Изд-во физ.-мат. литературы, 2001. – 289 с.

34.Батыршин И.З. Основные операции нечеткой логики и их обобщения / Батыршин И.З. – Казань: Отечество, 2001. – 190 с.

35.Интеграция нейросетевых и нечетких систем [Электронный ресурс] / А.Б. Николаев // МАДИ – 2010. – режим доступа:

[http://www.madi.ru/study/kafedra/asu/metod/nero/4\\_2.shtml](http://www.madi.ru/study/kafedra/asu/metod/nero/4_2.shtml).

36.Кузнецов Д.І. Експертна система розпізнавання дефектів електрообладнання / Д.І. Кузнецов, А.І. Купін // Інформаційні управляючі системи та комп'ютерний моніторинг. – 2012. – С.185–187.

37.Воскобойников Ю. Е. Фильтрации сигналов и изображений: Фурье и Вейвлет алгоритмы (с примерами в Mathcad) : монография / Воскобойников Ю. Е., Гочаков А. В., Колкер А. Б.– Новосибирск : НГАСУ, 2010. – 188 с.

38.Андреевская Т. М. Введение. Основы полупроводниковой электроники / Андреевская Т. М. – М.: МИЭМ, 2005. – 89 с.

39.Попов В. С. Исследование влияния боковых лепестков спектра окон на погрешности обработки и передачи сигнала / Попов В. С.– М.:МГТУ, 2010. – 121 с.

40.Герман Д. Я. Конспект лекций по курсу «Цифровая обработка сигналов» / Герман Д. Я. – М.: МГТУ, 2009. – 174 с.

41.Ricardo A. Losada Digital Filters with MATLAB / Ricardo A.– The MathWorks, 2009. – 237 pp.

42.Welch G. An introduction to the Kalman Filter / G. Welch, G. Bishop. –SIGGRAPH, 2001. – 81 pp.

43. Grewal M. S. Kalman Filtering – Theory and Practice Using MATLAB / M.S. Grewal, A.P. Andrews.– Wiley, 2001. – 98 pp.

44. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / Каллан Р. – М.: Вильямс, 2001. – 288 с.

45. Королев Д. А. Нейроэволюционный подход к оптимизации внутренней структуры нейронных сетей / Д.А. Королев, В. Г. Суфиянов // Вестник ТОГУ. – 2007. – №4(7). – С. 107–122.

46. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Осовский С. – М.: Питер, 2002. – 345 с.

47. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Рутковская Д. – М.: Питер, 2006. – 124 с.

48. Whitley D. Genetic Algorithms and Neural Networks: Optimization Connections and Connectivity / Whitley D., Starkweather T., Bogart C. – Parallel Computing, 1990. – 231 pp. (Vol. 14).

49. Koehn P. Combining Genetic Algorithms and Neural Networks: The Encoding Problem / Koehn P. – Knoxville: Master's Thesis, 1994. – 124 pp.

50. Цой Ю.Р. Применение генетического алгоритма для решения задачи адаптивного нейроуправления / Ю.Р. Цой, В. Г. Спицын. – М.: МИФИ, 2005. – 211 с.

51. Севастьянов Б. А. Курс теории вероятностей и математической статистики / Севастьянов Б. А. – М.: Наука, 1982. – 267 с.

52. Математика. Большой энциклопедический словарь / [гл. ред. Ю.В. Прохоров]. – М.: Большая Российская энциклопедия, 1999. – 456 с.

53.Генерація випадкових чисел [Електронний ресурс] / MSDN— режим доступу до статті: [http://msdn.microsoft.com/en-us/library/ctssatww\(v=VS.110\).aspx](http://msdn.microsoft.com/en-us/library/ctssatww(v=VS.110).aspx).

54.Гергель В.П. Высокопроизводительные вычисления для многопроцессорных многоядерных систем / Гергель В. П. – М.: Издательство МГУ, 2006.– 544 с.

55.Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / Уоссермен Ф.– М.: Питер, 1996.– 184 с.

56.Ежов А.А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и биологии / А.А. Ежов, С.А. Шумский.– М.:Питер, 1998. – 210 с.

57.Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / [Вороновский Г.К. Махотило К.В. Петрашев С.Н. Сергеев С.А.]. – Харьков: Основа, 1997. – 112 с.

58.Горбань А.Н. Демон Дарвина. Идея оптимальности и естественный отбор / А.Н. Горбань, Р.Г. Хлебопрос.– М.: Наука, 1998. – 178 с.

59.Миркес Е.М. Нейрокомпьютер. Проект стандарта / Миркес Е.М. –Новосибирск: Наука, 1998. – 267 с.

60.Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс / Хайкин С.– М.: Вильямс, 2006.– 1104 с.

61.Галушкин А.И. Нейронные сети. Основы теории / Галушкин А.И.– М.: Горячая линия – Телеком, 2012.– 496 с.

62.Головко В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение / Головко В.А.– М.: ИПРЖР, 2002.– 256 с.

63.Тархов Д.А. Нейронные сети. Модели и алгоритмы / Тархов Д.А. – М.: Радиотехника, 2005.– 256 с.

64.Кахонен Т. Самоорганизующиеся карты / Кахонен Т.— М.: Бином, 2008. — 656 с.

65.Дремин И.М. Вейвлеты и их использование. Успехи физических наук / Дремин И.М., Иванов О.В., Нечитайло В.А.— М.: Май, 2001. — 236 с.

66.Анил К. Д. Введение в искусственные нейронные сети / Анил К.Д. — М.: Открытые системы, 1997.— 234 с.

67.Алексеев К.А. Модели и алгоритмы Вейвлет—обработки сигналов датчиков с применением лифтинга / Алексеев К.А. — М.: Датчики и системы, 2002. — 345 с.

68.Смоленцев Н.К. Основы теории Вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB / Смоленцев Н.К. — Кемерерово: НОВА, 2003.— 236 с.

69.Ефимова М.Р. Практикум по общей теории статистики: учебное пособие для вузов / Ефимова М.Р. — М.: Финансы и статистика, 2007. — 368 с.

70.Салин В.Н. Курс теории статистики для подготовки специалистов финансово—экономического профиля: учебник / В.Н. Салин, Э.Ю. Чурилова. — М.: Финансы и статистика, 2007. — 480 с.

71.Шмойлова Р.А. Теория статистики: учебник для вузов / Шмойлова Р.А.; под ред. Р.А. Шмойловой. — М.: Финансы и статистика, 2007. — 656 с.

72.Шмойлова Р.А. Практикум по теории статистики: учебное пособие для вузов / Р.А. Шмойлова и др.; под ред. Р.А. Шмойловой. — М.: Финансы и статистика, 2007. — 416 с.

73.Елисеева И.И. Общая теория статистики: учебник для вузов / И.И. Елисеева, М.М. Юзбашев; под ред. И.И. Елисевой. — М.: Финансы и статистика, 2009. — 656 с.

74.Елисеева И.И. Статистика: учебник / Елисеева И.И. – М.: Высшее образование, 2008. – 566 с.

75.Багат А.В. Статистика: учебное пособие / Багат А.В.; под ред. В.М. Симчеры. – М.: Финансы и статистика, 2007. – 368 с.

76.Said M. Detection of broken bars in induction motors using an extended Kalman filter for rotor resistance sensorless estimation / Said M., Benbouzid M., Benchaib A. // IEEE Transactions on Energy Conversion. – 2000. – vol 15, № 1. – pp. 66–70.

77.Thomson W. T. Current signature analysis to detect induction motor faults / W.T. Thomson, M. Fenger // IEEE Industry Application Magazine. – 2001.– vol 7, №4. – pp. 26–34.

78.Khadim Moin Siddiqui. Fault diagnosis in induction motors by motor current signal analysis / Khadim Moin Siddiqui, V.K. Giri // International Journal of Electronics & Communication Technology. – 2011.– vol 2.– pp 114 – 119.

79.Cabanas H. F. Experimental applications of axial leakage flux to the detection of rotor asymmetries, mechanical anomalies and interturn shortcircuits in working induction motors / H. F. Cabanas, M. Garcia-Melero // Proc ICEM. – 1998, vol 1. – pp. 420 – 425.

80. Schoen R. R. Motor bearing damage detection using stator current monitoring / R.R. Schoen, T. G. Habetler, F. Kamran // IEEE Transaction on Industry Applications. – 1995. – vol. 31, №6. – pp. 1274 – 1279.

81. Hagan M.T. Neural Networks for Control / M.T. Hagan, H.B. Demuth // Proceedings of the American Control Conference. – 1999. – pp. 1642–1656.

82. Riedmiller M. A direct adaptive method for faster back-propagation learning: The RPROP algorithm / M. Riedmiller, H.

Braun // Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks.– 1993.– pp. 586–591.

83. Rumelhart D.E. Learning internal representations by error propagation/ D.E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Williams // Parallel Data Processing. – 1986.– vol 1.– pp. 318–362.

84. McBryan O.A. An overview of message passing environments / O. A. McBryan // Parallel Computing. – 1994. – vol 20. – pp. 417–441.

85. Gruau P. Genetic synthesis of Boolean neural networks with a cell rewriting development process / P. Gruau // Proceedings of International Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks. – 1992. – pp. 55–74.

86. Schaffer J. D. Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks: A Survey of the State of the Art / J. D. Schaffer, Whitley, L.J. Eshelman // Proceedings of International Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks. – 1992. – pp. 1–37.

87. Частиков А.П. Разработка экспертных систем. Среда CLIPS / Частиков А.П., Гаврилова Т.А., Белов Д.Л. – СПб.: БХВ–Петербург, 2003. – 608 с.

88. Теория вероятностей и математическая статистика в задачах: [учеб. пособие для вузов] / Ватутин В. А., Ивченко Г. И., Медведев Ю.И. – М.: Дрофа, 2003. – 328 с.

89. Теория статистики с основами теории вероятностей: [учеб. пособие для вузов] / Елисеева И.И., Князевский В.С., Ниворожкина Л.И., Морозова З.А. – М.: ЮНИТИ–ДАНА, 2001. – 446 с.

90. Cluster and Economic Policy [Электронный ресурс] / Porter Michael E. // Harvard Business School Institute for strategy. – 2007. – Режим доступа до статті:

<https://hbr.org/1998/11/clusters-and-the-new-economics-of-competition>.

91. Jefferson D.R. Virtual Time / Jefferson D.R. // Assoc. Comput. Mach. Trans. Programming Languages and Systems. – 1985. – № 7. – pp. 404–425.

92. Grosso W. Java RMI: Designing & Building Distributed Applications / W. Grosso. – O'Reilly, 2002. – 545 pp.

93. Chandy K.M. Distributed Deadlock Detection / K.M. Chandy, J. Misra // Assoc. Comput. Mach. Trans. Computer Systems. – 1983. № 1. – pp. 144–156.

94. Steinman J.S. A Multiple-Synchronization Environment for Parallel Discrete Event Simulation / J.S. Steinman // International Journal on Computer Simulation. – 1992. – pp. 251–286.

95. Strassburger S. Distributed Simulation Based on the High Level Architecture in Civilian Application Domains / S. Strassburger // Dissertation (Dr.-Ing.). Magdeburg, Otto-von-Guericke University. – 2000. – 242 pp.

96. Orfanidis S.J. Introduction to Signal Processing / Orfanidis S.J. – NY: Prentice Hall, 1996. – 783 pp.

97. Hayes M. H. Statistical Digital Signal Processing and Modeling / Hayes M.H. – New York: John Wiley & Sons, 1996. – 622 pp.

98. Welch P.D. The Use of Fast Fourier Transform for the Estimation of Power Spectra: A Method Based on Time Averaging Over Short, Modified Periodograms / P.D. Welch // IEEE Trans. Audio Electroacoust. – 1967. – vol. 15. – pp. 70–73.

99. Selesnick I.W. Constrained Least Square Design of FIR Filters without Specified Transition Bands/ I.W. Selesnick, M. Lang, C. S. Burrus // Proceedings of the IEEE Int. Conf. Acoust Speech, Signal Processing. – 1995. – vol. 2. – pp. 1260–1263.

100.Stoica P. Introduction to Spectral Analysis / P. Stoica, R. Moses.— NJ: Prentice Hall, 1997.— 345 pp.

101.Рудаков П.И. Обработка сигналов и изображений Matlab 5.x. / П.И Рудаков, В.И. Сафонов. — Диалог–МИФИ, 2000. — 416 с.

102.Damodaran–Kamal S.K. Nondeterminacy: testing and debugging in message passing parallel programs / S.K. Damodaran–Kamal, J.M.Francioni // In Proceedings of ACM/ONR Workshop on Parallel and Distributed Debugging. — 1993. — pp. 118–128.

103.Francioni J.M. Debugging parallel programs using sound/ J.M. Francioni, L. Albright, J.A. Jackson // SIGPLAN Notices.— 1991.—pp. 68–75.

104.Jeffery C.A Lightweight architecture for program execution monitoring / C.A Jeffery, W.Zhou, K.Templer, M.Brazell// SIGPLAN Notices. — 1998.—pp. 67–74.

105.Mallat S. A theory for multiresolutional signal decomposition: the wavelet representation / S Mallat // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. — 1989. — №7. — pp .674–693.

106.Карпов Ю.Г. Model Checking. Верификация параллельных и распределенных программных систем / Карпов Ю. Г.:— СПб: БХВ–Петербург, 2010. — 552 с.

107.Зыль С.В. Проектирование, разработка и анализ программного обеспечения систем реального времени / Зыль С.В. — СПб: БХВ–Петербург, 2010. — 336 с.

108.Ослэндер Д.М. Управляющие программы для механических систем: объектно–ориентированное проектирование систем реального времени / Ослэндер Д. М., Риджли Дж. Р.,



Ринггенберг Дж. Д. – М: Бином. Лаборатория знаний, 2004.– 416 с.

109.Гома Х. UML. Проектирование систем реального времени, параллельных и распределенных приложений:[пер. с англ. Х. Гома]. – М.:ДМК Пресс, 2002. – 704 с.

110.Емельянов А.А. Имитационное моделирование экономических процессов / А.А. Емельянов, Е.А. Власова.– М.: Финансы и статистика, 2002. – 368 с.

111.Лукиянов М.М. Новые принципы виброакустической диагностики изношенного силового электрооборудования / М.М. Лукьянов, Э.А. Харисов // Электрика. – 2001.– № 2.– С. 30–32.

112.Грундулис А.О. Защита электродвигателей в сельском хозяйстве / Грундулис А.О.– М.: Колос, 1982. – 140 с.

113.Коверженко Г.Г. Высоковольтные импульсные испытания электрических машин / Г.Г. Коверженко // Энергетик. – 2006. – № 7.– С. 42–43.

114.Бешта А.С. Выбор цифрового фильтра автоматизированного комплекса по паспортизации электрических машин / Т.А. Желдак, Ю.Н. Макуха, А.В. Балахонцев // Научные труды КрГПИ «Проблемы создания новых машин и технологий». – 1999.– № 1(5). – С. 107–111.

115.Яковлев А.Н. Основы Вейвлет–преобразования сигналов / Яковлев А.Н.– М: Физматлит, 2003. – 80 с.

116.Климов В.П. Проблемы высших гармоник в современных системах электропитания. Практическая силовая электроника / В.П. Климов, А.Д. Москалев.– М.: АОЗТ «ММП–Ирбис», 2002. – С. 6–11.

117.Bernard S. Compensation of Harmonic Currents Generated By Computers Utilizing an Innovative Active Harmonic Con-

ditioner / S. Bernard, G. Trochain // MGE UPS Systems. – 2000. – pp. 8–10.

118. Bettega E. Active Harmonic Conditioners and Unity Power Factor Rectifiers / E. Bettega, J.N. Fiorina // Cahier Technique Schneider Electric. – 1999. – №83. – pp. 2–32.

119. Dugan R.C. Electrical Power Systems Quality / Dugan R.C., McGranaghan M.F., Beaty H.W. – McGraw–Hill, 1996. – 265 pp.

120. Трапезникова В.А. Система поддержки принятия решений в человеко–машинных системах управления / В.А. Трапезникова // Труды Института проблем управления РАН им. Том УШ. – 2000. – С. 46–59.

121. Михеев Р. Администрирование SQL Server 2005 для администраторов / Михеев Р. – СПб.: БХВ–Петербург, 2007. – 544 с.

122. Кузнецов Д.І. Прогнозування формування амплітудно–частотної характеристики електрообладнання від значення вхідної напруги / Д.І. Кузнецов, А.І. Купін // Збірник наукових праць Національного гірничого університету. – 2011. – №36. – С. 83–86.

123. Кузнецов Д.І. Ідентифікація характеристик електроустаткування за допомогою Вейвлет перетворення / А.І. Купін, Д.І. Кузнецов // Наукові праці: Науково–методичний журнал. Комп’ютерні технології. – 2011. – Т. 161, № 173. – С. 156–159.

124. Кузнецов Д.І. Визначення оптимальних характеристик нейромережі в задачах ідентифікації електрообладнання / А.І. Купін, Д.І. Кузнецов // Інтелектуальні системи в промисловості і освіті: III міжнар. наук.–практ. конф. – 2011. – С. 78–79.

125.Кузнєцов Д.І. Ідентифікація пошкоджень електроустаткування засобами нейромереж/ Д.І. Кузнєцов // Сучасні інформаційні технології. – 2011. – С. 23–24.

126.Кузнєцов Д.І. Аналіз вхідних параметрів для експертної системи моніторингу поточного стану електрообладнання / Д.І. Кузнєцов, А.І. Купін // Вісник Криворізького технічного університету: зб. наук. праць. – 2012. – №30. –С. 196–200.

127.Кузнєцов Д.І. Критерій розпізнавання дефектів електрообладнання для експертної системи / Д.І. Кузнєцов // Сучасні інформаційні системи і технології. – 2012. – №2. – С. 80–81.

128.Кузнєцов Д.І. Аналіз і зниження впливу факторів на розпізнавання асинхронного електродвигуна в електромережі / Д.І. Кузнєцов, А.І. Купін // Технічний аудит та резерви виробництва. – 2013. – №1/1(9). –С. 28–32.

129.Кузнєцов Д.И. Кластерная СКПР системы мониторинга текущего состояния электродвигателя / Д.И. Кузнєцов // Вестник Курганского государственного университета: сб. науч. Трудов. – 2013. – №2 (29). – С.84–86.

130.Кузнєцов Д.И. Метод идентификации электродвигателя в электросети с использованием нейронных сетей / Д.И. Кузнєцов, А.И. Купин // Проблемы физики, математики и техники. – 2013. – №3(16). – С.97–99.

131.Кузнєцов Д.І. Визначення оптимальної навчаючої вибірки для нейромережі в задачах ідентифікації електрообладнання / Д.І. Кузнєцов, А.І. Купін //Вісник Хмельницького національного університету. – 2013. – №2. – С. 226–230.

132.Кузнєцов Д.І. Розробка структури експертної системи у складі інформаційної технології для групової спектр–

струмової діагностики асинхронних електродвигунів/ Д.І. Кузнецов, А.І. Купін // Науковий вісник Кременчуцького університету економіки, інформаційних технологій та управління. – 2013. – №3–4 (41–42). – С. 80–82.

133.Кузнецов Д.І. Розробка структури даних інформаційної технології групової спектр–струмової діагностики асинхронних двигунів / Д.І. Кузнецов, А.І. Купін // Технологічний аудит та резерви виробництва. – 2014. – №3/1(17). – С.4–7.

134.Кузнецов Д.И. Выбор оптимальной структуры си-напсных связей для нейронной сети в задачах идентификации электродвигателя / Д. И. Кузнецов, А. И. Купин // Энергетика. Инновационные направления в энергетике. CALS – технологи в энергетике: материалы VII Всероссийской (с межд. участ.) научно–техн. конф. – Пермь, 2013. – С.171–179.

135.Кузнецов Д.І. Структура експертної системи моніторингу поточного стану електрообладнання / Д.І. Кузнецов, А.І. Купін // Стратегія якості в промисловості та освіті: IX міжнар. наук.–практ. конф. 2013р.: тези доповідей. Варна, 2013. – С.333–335.

136.Пат. 70714 Україна, МПК G01R31/34. Спосіб зна-ходження надмірного споживання електричного струму елек-трообладнанням / Кузнецов Д.І., Купін А.І.; заявник та патен-товласник Криворізький нац. університет.– №u201113776; заявка 23.11.11; опубл. 25.06.12; Бюл. №12. – 3 с.

137.Пат. 81128 Україна, МПК H02K57/00. Спосіб діагностування електродвигуна / Кузнецов Д.І., Купін А.І.; за-явник та патентовласник Криворізький нац. університет.– №u201214058; заявка 10.12.12; опубл. 25.06.13; Бюл. №12. – 4 с.

Наукове видання

**Андрій Іванович Купін**  
**Денис Іванович Кузнєцов**

Інформаційна технологія для групової  
діагностики асинхронних електродвигунів  
на основі спектральних характеристик  
та інтелектуальної класифікації

Коректор Л. Б. Басюк  
Комп'ютерний набір та верстка авторів

Підп. до друку 14.06.2016. Формат 60×84/16.

Папір офсетний 80 г/м<sup>2</sup>.

Об'єм 12,5 ум. друкованих аркушів.

Друк ротаційний трафаретний, цифровий  
Наклад 300 прим. Замовлення № 14-06/16-24.

Видавництво «Діонат» (ФО-П Чернявський Д.О.)  
пр. 200 річчя Кривого Рогу, 17 (зуп. «Спаська»),  
тел.: (056) 440-21-63; 404-05-92; (067) 46-46-102.  
Свідоцтво ДК 3449 від 02.04.2009 р.